



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공 학 석 사 학 위 논 문

UAV와 영상 센서를 이용한
양파·마늘 영상 전처리 기술 및
생체중 예측 모델 개발

Development of Image Preprocessing Techniques
and Fresh Weight Estimation Models for Onion
(*Allium cepa*) and Garlic (*Allium sativum*) using
UAV-Image Sensors

2018년 2월

서울대학교 대학원

바이오시스템·소재학부 바이오시스템공학전공

정 상 진

UAV와 영상 센서를 이용한
양파·마늘 영상 전처리 기술 및
생체중 예측 모델 개발

지도교수 김 학 진

이 논문을 공학석사학위논문으로 제출함

2018년 2월

서울대학교 대학원

바이오시스템·소재학부 바이오시스템공학전공

정 상 진

정상진의 석사학위논문을 인준함

2018년 2월

위 원 장 _____ 이 중 용 (인)

부 위 원 장 _____ 김 학 진 (인)

위 원 _____ 김 기 석 (인)

국 문 초 록

최근 무인기(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)를 이용한 농작물 생육 모니터링 및 정밀 농업(Precision Agriculture, PA)에 대한 관심이 높아지고 있다. 작업자가 지상에서 작물의 생육 인자를 수집하여 작황 및 수확량을 예측하는 것은 많은 시간과 노동력을 필요로 하며 표본 수가 적고 경험적인 직관에 의존하기 때문에 그 정확도가 높지 않다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하고자, 소형 무인기에 RGB 및 Multi-spectral 영상 센서를 탑재하여 최적 비행 조건에서 영상을 얻고 영상처리 알고리즘을 통해 영상 속 작물의 생육 인자들인 식생 피복률과 작물 높이를 측정하여 수확량과 밀접한 관련이 있는 생체중을 현장에서 예측할 수 있는 기술을 개발하고자 하였다. 무인기로 획득한 영상에서 양파·마늘 추출을 위한 색 채널로 a^* 채널을 선택했으며 시간적 일사량 변이를 감소시키는 방사 보정과 공간적 일사량 변이를 감소시키는 레티넥스(Retinex) 알고리즘, 자동 임계값 결정 기법인 오츠크 임계(Otsu's threshold) 기법을 결합시킨 알고리즘을 고안하였다. 이를 이용하여 예측된 식생 피복률의 오차는 12.6%로, 종래의 방법인 ExG-Otsu's threshold 기법의 45.5% 대비 오차 감소 효과를 보였으며, 마늘과 양파 영상 추출에 적합한 영상 전처리기술임을 확인하였다. SfM 기반 3차원 모델로 예측한 작물 높이와 지상 데이터 높이 분석 결과, 결정계수는 0.82로 높은 선형 관계를 나타내었으나, 실제 높이보다 40% 낮게 예측되는 경향이 나타나 이를 보정하는 기술을 적용하여 생체중 예측 모델링에 사용하였다. 양파·마늘 식생 피복률과 높이 인자를 독립 변수로 하여 지상부 무게, 지하부 무게, 1주 무게를 예측하는 다중 회귀 모델을 개발한 결과, 양파의 경우 결정계수 값이 각각 0.91, 0.90, 0.94 이면서, 평균 제곱근 오차는 11.1 g, 8.0 g, 15.1 g로 나타났으며, 마늘의 경우 결정계수 값은 각각 0.72, 0.71, 0.75로 양파에 비해 상대적으로 낮게 나타났으나, 평균 제곱근 오차는 8.8 g, 1.7 g, 9.9 g으로 적은 오차값을 나타냈다. 추가적인 실험으로, 보급되고 있는 상용 다중 밴드 센서를 이용하여 추비량 수준에 따른 식생 지수 영향성을 확인하였다. 추후 연구로서 개발된

UAV-RGB 카메라 기반 생체중 예측모델을 다른 포장에서 재배되는 양파, 마늘의 생체중 측정에 적용하여 실제 생체중 데이터와 비교 예측모델의 성능을 검증하는 것이 필요하며, 다중밴드 카메라를 포함한 다양한 영상센서를 이용하여 밭작물의 생육모니터링에 활용하는 연구가 수행되어야 할 것이다.

주요어 : 무인기 원격탐사, 양파, 마늘, 작물 분할 기법, 식생 피복률, 작물 높이, 생체중 다중 회귀 모델
학 번 : 2016-21472

목 차

국 문 초 록	i
목 차	iii
List of Tables	v
List of Figures	vii
1. 서론	
1.1. 연구 배경	1
1.2. 연구 목적	4
1.3. 연구사	5
2. 재료 및 방법	
2.1. 양파·마늘의 생육 모니터링을 위한 Test Plot	10
2.2. UAV 기반 발작물 영상 획득 장치 구성	13
2.2.1. 소형 회전익 무인기 원격탐사 시스템	13
2.2.2. 무인기 기반 농업 관측 시스템 최적 비행 요인 적용	17
2.2.3. 양파·마늘 영상 획득 최적 비행 고도 결정	20
2.2.4. RGB 영상 및 다중 밴드 센서 영상 획득	22
2.3. 발작물 무인기 원격탐사 영상 전처리 기법 연구	24
2.3.1. 영상 정합 및 3D 모델 생성	24
2.3.2. 영상 방사 보정	31
2.3.3. 양파·마늘 작물 분할 기법 개발	42
2.4. 발작물 무인기 원격탐사 영상 분석 기법 연구	47
2.4.1. 작물 분리 및 식생 피복률 계산	49
2.4.2. 작물 표면 모델 분석을 통한 작물 높이 예측	50
2.4.3. 다중 밴드 센서 영상을 이용한 식생 지수 계산	52
2.5. 발작물 무인기 원격탐사 양파·마늘 생체중 모델 개발 연구	55

3. 결과 및 고찰	
3.1. 밭작물 무인기 원격탐사 영상 분석 전처리 기법 연구	56
3.1.1. 양파·마늘 추출을 위한 색 채널 히스토그램 분석	56
3.1.2. 양파·마늘 추출 알고리즘 제안 및 성능 평가	59
3.1.3. 양파·마늘 작물 높이 예측 결과	63
3.2. 양파·마늘 작물 식생 피복률 및 작물 높이 시계열 분석	66
3.2.1. 양파·마늘 식생 피복률 시계열 분석	66
3.2.2. 양파·마늘 작물 높이 시계열 분석	68
3.2.3. 지상 데이터 시계열 분석 및 예측 인자(식생 피복률 및 높이) 시계열 분석 결과와 비교	70
3.3. 밭작물 무인기 원격탐사 양파·마늘 생육 예측 모델 개발	72
3.3.1. 작물 식생 피복률, 작물 높이와 양파·마늘 생육 인자 상관관계 분석	72
3.3.2. 작물 식생 피복률, 작물 높이 기반 양파·마늘 생체중 예측 다중 회귀 모델 개발	77
3.4. 다중 밴드 센서를 이용한 양파·마늘 영양 상태 모니터링	81
3.4.1. NDVI 식생 지수 시계열 분석	81
3.4.2. 추비량 수준에 따른 NDVI 값 분석	83
4. 요약 및 결론	85
5. 참고문헌	87
Abstract	96

List of Tables

Table. 1. Test field ID and treatment information of Onion field.	11
Table. 2. Test field ID and treatment information of Garlic field.	11
Table. 3. Amount of fertilizers by three treatments of nutrient supply.	10
Table. 4. Specifications of the UAV platform used in the study.	14
Table. 5. Basic specifications of RGB camera (S110, Canon, Japan). 16	
Table. 6. Basic specifications of main body of Multi-spectral camera (Sequoia, Parrot, USA).	16
Table. 7. Results of PID tuning using the auto tuning function.	17
Table. 8. Results of optimal shutter speeds at 20m, 40m, and 60m altitudes in the flight speed of 2m/s.	19
Table. 9. Results of optimal shutter speeds at 2m/s, 4m/s, and 6m/s altitudes in the flight altitude of 40m.	19
Table. 10. Vertical FOV and horizontal FOV of RGB camera and multi-spectral camera.	20
Table. 11. Optimal flight altitude for onion and garlic.	21
Table. 12. Overviews of performed flight mission with our UAV and image acquisition.	23
Table. 13. Specifications of OEM615 dual-frequency GNSS receiver. 27	
Table. 14. Specifications of FieldSpec 4 spectrophotometer.	33
Table. 15. Surface reflectance values for Blue, Green, Red bands of calibration targets calculated in Eqn. (3) in terms of RGB camera. ..	35
Table. 16. Surface reflectance values for Blue, Green, Red bands of calibration targets calculated in Eqn. (3) in terms of Sequoia sensor.	35
Table. 17. Digital numbers for Red, Green, Blue bands of calibration targets in an images of 24 th March, 2017.	36

Table. 18. Digital numbers for Green, Red, Red edge, NIR bands of calibration targets in an images of 24 th March, 2017.	36
Table. 19. Digital numbers for Green, Red, Red edge, NIR bands of calibration targets in an images of 24 th March, 2017.	40
Table. 20. Errors of ground control points.	65
Table. 21. Basic statistics for onion dataset.	73
Table. 22. Correlation coefficients among variables for onion dataset.	73
Table. 23. Basic statistics for garlic dataset.	74
Table. 24. Correlation coefficients among variables for garlic dataset.	74
Table. 25. MLR model for upper fresh weight of onion.	77
Table. 26. MLR model for lower fresh weight of onion.	77
Table. 27. MLR model for total fresh weight of onion.	78
Table. 28. MLR model for upper fresh weight of garlic.	79
Table. 29. MLR model for lower fresh weight of garlic.	79
Table. 30. MLR model for total fresh weight of garlic.	80
Table. 31. Results from ANOVA for nutrient supply by DAT and DAS.	83

List of Figures

Fig. 1. Location of Onion and Garlic test field.	10
Fig. 2. Test field map of Garlic(Left) and Onion(Right) field.	11
Fig. 3. UAV platform with the Hexa-rotor	13
Fig. 4. Image sensors attached to UAV (Left: RGB camera, Right: Multi-spectral sensor)	15
Fig. 5. Band responses of Image sensors (Left: RGB camera, Right: Multi-spectral sensor)	15
Fig. 6. Concept of sunshine sensor for acquisition of accurate imagery by signal correction	15
Fig. 7. Growth stages of garlic (<i>Allium Sativum</i>) (from Lopez Bellido et al., 2016); green line: the period of growth status modeling in this study.	23
Fig. 8. Example of geotagging results on Google Earth.	24
Fig. 9. Example of 3D modeling using Structure from Motion (SfM) algorithm.	25
Fig. 10. Improvement of 3D modeling accuracy using Ground Control Points in Pix 4D mapper Pro.	26
Fig. 11. An example of an image containing GPS information.	28
Fig. 12. Overall image mosaicking process for an high-resolution image of the entire test field: (a) align images and find feature points, (b) match points and position compensation using GCP, and (c) create a mosaicked image.	29
Fig. 13. Overall 3D modeling process: (a) create mosaicked dense point clouds, (b) create triangle meshes and (c) comparison the relative heights of point clouds with those of triangle meshes.	30
Fig. 14. Configuration of reflectance calibration targets.	32
Fig. 15. Surface reflectance of calibration target (Group Eight	

Technology, USA), obtained by the FieldSpec.	32
Fig. 16. Spectral response of the RGB camera (Canon S110).	34
Fig. 17. Radiometric calibration result showing relationship with digital number and surface reflectance values in RGB layers of Canon S110 camera.	37
Fig. 18. Radiometric calibration result showing relationship with digital number and surface reflectance values in Green, Red, Red edge, NIR layers of Multi-spectral sensor.	37
Fig. 19. The results of digital numbers to reflectance.	40
Fig. 20. The flow chart of the proposed image processing methods for extracting crop pixels from complex backgrounds with soil and plastic films.	45
Fig. 21. Extraction of growth status information using a mask.	47
Fig. 22. Overall procedure of UAV remote sensing image analysis for monitoring growth status biophysically and biochemically.	48
Fig. 23. Regions of interest (1mx1m) in the test field.	49
Fig. 24. Calculation of crop heights using Digital Terrain Model and Digital Surface Model (from Perko et al., 2010).	50
Fig. 25. Masked crop height map.	51
Fig. 26. Layer overlay analysis for calculating the means. NDVIs of ROIs.	52
Fig. 27. Verifying accuracy of Sequoia-NDVI values.	53
Fig. 28. Example images of the decomposed color channel: HSV and CIE L*a*b*.	56
Fig. 29. The histograms of pixels of three regions; Crop, Plastic film, and Soil in H, S, V, a*, b* color channel after the radiometric calibration under field conditions.	57
Fig. 30. Step-by-Step images on the processing of applying Retinex algorithm.	59

Fig. 31. Comparison of (a) the manually segmented crop pixels and (b) the automatically segmented crop pixels with the proposed crop segmentation method.	60
Fig. 32. Comparison of the performances of other crop segmentation methods: ExG-Otsu's threshold method and a* color channel-Otsu's threshold method.	61
Fig. 33. The average and standard deviation of Error (%) of 60 sample images for evaluating the segmentation performance and statistical significance represented as a, b, c ($p<0.05$) by the statistical analysis in SAS 9.4.	61
Fig. 34. Crop height estimation result of onion and garlic.	63
Fig. 35. Differences of crop heights of dense point clouds and triangle 3D meshes.	64
Fig. 36. Temporal change of vegetation fractions of garlic by DAS (Days After Seeding).	66
Fig. 37. Multi-temporal analysis of estimated vegetation fractions of onion and garlic.	67
Fig. 38. Temporal change of plant heights of garlic by DAS (Days After Seeding).	68
Fig. 39. Multi-temporal analysis of estimated plant heights of onion and garlic.	69
Fig. 40. Multi-temporal analysis of Actual fresh weights of onion and garlic.	71
Fig. 41. Scatter plots of variables for onion dataset.	75
Fig. 42. Scatter plots of variables for garlic dataset.	76
Fig. 43. Multi-temporal analysis of calculated NDVI of onion and garlic.	82
Fig. 44. Temporal changes of calculated NDVI of onion and garlic in terms of nutrient supply.	84

1. 서론

1.1. 연구 배경

최근 무인기(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)를 이용한 농작물 생육 모니터링 및 정밀 농업(Precision Agriculture, PA)에 대한 관심이 높아지고 있다. 인공위성 및 유인 비행체 기반의 원격탐사와 비교했을 때, 고해상도 영상을 통한 세밀한 관찰이 가능한 UAV 기반의 원격탐사는 농업 분야에서 위치별, 시기별 작물과 재배환경을 측정하고 필요 자재만 투입하는 정밀농업에 중요한 정보를 제공할 수 있다. 기존 생육 모니터링 방식은 비료 양, 토양 상태, 수분 상태, 작물의 생육 상태, 수확량 예측 등을 작업자가 지상에서 정보를 수집하기 때문에 많은 시간과 노동력을 필요로 하며 경험적인 직관에 의존하고 표본 수가 적기 때문에 낮은 정확도를 보인다. 이러한 문제점들을 보완할 수 있는 무인기를 이용, 고성능·고정밀 센싱 기술을 접목하여 경험적인 직관에 의존하던 농작물 생육 모니터링 방식을 넘어 작물의 생육 환경 및 영양 상태를 객관적이고 정확한 지표로 나타내고자 하는 시도가 크게 증가하고 있다. 또한, 국내의 경우, 소규모 경작지에서 밀식으로 농작물이 재배되기 때문에 소형 무인기는 농작물에 어떠한 피해도 주지 않고 밭 위를 비행하며 신속하게 원격 정보 수집이 가능하다. 또한 대형 프로펠러를 가진 유·무인 헬기에 비해 비용이 저렴하며 이착륙 및 조종이 간편하기 때문에 소형무인기는 국내 농업 환경 및 재배 조건에서의 농작물 생육 모니터링에 유리하다.

우리나라의 대표적인 밭작물에는 무, 배추, 양파, 마늘 등이 있다. 특히, 양파와 마늘의 경우 우리에게도 오래 동안 중요한 작물로 여겨져 왔으며, 김치의 조미료뿐만 아니라 모든 요리에 거의 필수적으로 이용되는 조미채소류이다. 양파의 재배면적은 20천 ha(2016), 마늘 재배면적은 21천 ha(2016)이며 매년 국민 1인당 31 kg, 6 kg 정도를 소비하고 있어 중요도가 높은 밭작물이다. 매년 평균 양파 소비량은 전 세계적으로 1인당 약 6

kg, 마늘은 약 1 kg 정도로 전 세계적으로 양념채소로 널리 사용되고 있다. 초·중기의 생육 모니터링은 양파, 마늘의 후기 생육 상태를 파악하는 데 중요하다. 양파, 마늘의 선행 연구에 따르면, 양분흡수특성에 따라 구비대기가 시작되기 전의 경엽의 양분 및 생육 상태는 양파, 마늘의 생구 발달에 큰 영향을 미친다. 이에 따라, 지상부의 생육 상태는 양파, 마늘의 영양 상태 및 잠재 생산력(Yield Potential)을 나타내는 지표가 될 수 있다.

특히 가시광선 외의 근적외선(Near-Infra Red, NIR) 영역의 스펙트럼 반사율은 작물의 엽록소 함량 및 영양 상태와 직접적인 연관이 있는 작물 성장에 가장 중요한 광합성과 관련된 요소이며(Zarco-Tejada et al., 2005), 이는 생물 물리적인 요소, 캐노피 면적 및 높이 등과 함께 작물의 성장 및 영양 상태를 나타낸다. 기존에 스페인이나 미국 등에서, 옥수수나 면화 재배에서 근적외선 영역과 가시광선 영역의 스펙트럼 반사율을 결합한 식생지수 및 생물 물리적인 요소인 높이, 캐노피 면적 등을 이용한 작물의 잠재 생산력 예측 모델에 관한 연구 사례가 있다. 전 세계적으로 중요한 밭작물인 양파, 마늘이지만, 생물 물리적인 요소들을 결합한 양파, 마늘 생육 예측 모델 개발에 대한 연구는 부족한 실정이다.

UAV에 탑재하는 RGB 및 다중 밴드 영상 센서는 액티브 센서(Active sensor)가 아닌 패시브 센서(Passive sensor)이기 때문에 시·공간적 간섭을 많이 받기 때문에 이를 최소화하며 보정해주는 기술이 필수적이다. 특히, 양파, 마늘의 경우에는 얇고 작은 잎을 가지고 있어 초·중기의 생육 단계에서 작물 추출이 어렵다. 다른 밭 작물에 비해 작은 크기를 가지고 있어 저고도 비행이 필요하며, UAV 영상에서 작물 외의 배경의 간섭이 많이 생길 수 있어 이를 제거하여 작물만 추출하는, 양파·마늘에 적합한 영상 분할(Image segmentation) 기법이 필요하다. 특히, 국내 재배에서 잡초 억제 및 냉해 방지를 위해 사용하는 비닐은 작물을 추출하는 과정에서 간섭 요인으로, 일사량의 변이에 큰 영향을 받기 때문에 이를 고려한 작물 추출 기법 제안이 필요하다.

본 연구에서 사용된 소형 무인기의 경우 대형 기체에 비해 탑재할 수 있는 무게(Payload)가 제한되므로 기존 항공사진에 사용되던 자세 센서

및 영상 센서 등을 사용하기에는 어려움이 많아 바람에 의한 영향을 크게 받으며 자세 변동이 심하므로 이를 고려한 영상 보정 기술의 적용이 필요하며, 우선적으로 소형 무인기에 탑재하여 영상을 얻는 센서의 최적 설정 값 및 최적 조건을 결정하여 양질의 영상을 얻는 것이 중요하다. 윤 (2017)은 무인기와 RGB 카메라를 이용하여 무·배추의 생육 인자를 예측하는 생육 원격탐사 기술을 개발하였다. 이 연구에서 제안한 무·배추 생육 모니터링을 위한 최적 비행 조건을 수립하는 과정 및 영상 분석 기법은 양파·마늘의 최적 비행 조건 수립 과정에 사용할 수 있으며, 전체적인 양파·마늘의 영상 분석 및 모델링에 사용할 수 있다. 그러나 무·배추의 영상 전처리 기법들은 작물 형태학적으로 다른 양파·마늘에 그대로 적용할 수 없어 양파·마늘에 적합한 영상 전처리 기법을 개발해야하며, 여러 생육 인자들을 모델링 하는 것 보다 수확량과 밀접한 관계가 있는 생체중에 초점을 두어 모델링 하는 것이 중요하다.

요약하면, 정확하고 세밀한 양파, 마늘 생육 모니터링을 위해 필요한 양질의 영상을 얻기 위한 적합한 UAV platform 구성 및 촬영고도, 최적 GSD(Ground Spatial Distance) 결정 등 최적 비행 요인 수립이 필수적이며 패시브 센서의 문제점을 보완할 수 있도록 날짜 및 시간적 일사량 변이를 제거해주는 방사 보정(Radiometric Calibration)기술과 대상체인 양파·마늘과 국내 작형 조건을 고려한 배경과 작물을 분리하는 영상 분할(Crop Segmentation)에 대한 연구가 필요하다. 개발한 영상 전처리 기법 및 영상 분석 기술을 통하여 궁극적으로는 UAV 기반 원격탐사 기법을 적용하여 밭작물의 생육 및 영양 상태를 모니터링하고 잠재 생산력을 예측하는 생체중 예측 모델 개발이 진행되어야 한다.

1.2. 연구 목적

본 연구의 최종 목적은 국내 밭작물 재배 실정에 맞는 자율비행 소형 무인기를 이용한 양파, 마늘 생육 모니터링 원격 탐사 기술 개발하는 것이었으며, 이를 위해 본 논문에서는 UAV와 RGB 카메라를 이용하여 수집된 영상에서 양파, 마늘을 효율적으로 분리하는 전처리 기술과 영상정보를 이용하여 생육 및 잠재 생산력과 높은 관계를 가지는 생체중을 예측할 수 있는 수학적 모델개발에 집중하였다.

기존의 UAV 기반 원격탐사 기술을 국내 작형과 밭작물의 특성에 맞게 선택적으로 도입하고 변형 및 개선하는 과정과 정확하고 세밀한 생육 모니터링을 위해 필요한 양질의 영상을 얻기 위한 적합한 UAV 구성 및 촬영 고도, 해상도 및 GSD (Ground Spatial Distance) 등 최적 비행 요인 조건은 선행 연구 결과를 기반으로 하였다. 작물을 분리하는 영상 분할(Crop Segmentation)기법 및 영상의 시공간적 Intensity 변이를 최소화하기 위한 방사 보정(Radiometric Calibration) 기술은 선행 연구를 참고로 국내 밭작물 재배 실정에 적합한 기법 개발에 집중하였다. 예측 모델개발은 식생 피복률 및 작물 높이 인자를 독립 변수로 활용하여 다중회귀 통계식으로 전개하였다. 그 외에도 보급되고 있는 UAV에 탑재 가능한 분광카메라를 이용하여 NDVI 식생지수를 적용 밭작물 재배관리에 활용할 수 있는지를 작물 영양상태에 영향을 주는 추비 효과실험을 통해 적용가능성을 구명하고자 하였다.

요약을 하면 본 연구의 세부 목적을 다음과 같이 구성하였다.

- 1) 국내 작형 및 대상 밭작물에 적용할 수 있는 영상 전처리 기법 개발. 시공간적 일사량 변이를 최소화하기 위한 방사 보정 및 작물을 추출해내는 영상 분할 기법 개발.
- 2) 식생 피복률 및 작물 높이 기반 마늘, 양파 생체중 예측 모델 개발.
- 4) 다중 밴드 센서로 얻은 영상의 조합으로 NDVI 식생지수 계산 및 추비 효과 분석 가능성 구명.

1.3. 연구사

Quarmby 등 (1993)은 인공위성의 AVHRR(Advanced Very High Resolution Radiometer)로 얻은 영상으로 작물의 수확량을 예측하였다. NDVI (Normalized Differential Vegetation Index)를 이용하여 쌀, 옥수수, 밀, 면화의 수확량을 예측하고자 하였다. NDVI와 수확량과의 선형적 관계를 확인하였으나, 수확기 50~100일 전까지만 모델의 안정성을 보장하였으며 생육 후기 단계에서는 모델의 수정이 필요함을 보고하였다.

Zarco-Tejada 등 (2005)은 고해상도의 초분광 원격탐사 영상을 이용하여 면화 재배에서의 수확량 변이를 예측하는 연구를 하였다. 다중밴드 및 다중 파장을 결합한 34개의 식생지수를 이용하여 이와 수확량의 상관계수를 보여주고 어떤 식생지수가 수확량과 가장 밀접한 관계가 있는지 연구하였다. 가장 상관관계가 높았던 식생지수는 NDVI (Normalized Differential Vegetation Index)와 NDVI에서 토양의 간섭을 줄인 식생지수인 OSAVI (Optimized Soil-Adjusted Vegetation Index)였다.

Bendig 등(2013)은 작물의 생장 변이를 모니터링하기 위한 작물 표면 모델(Crop Surface Models) 개발을 위한 시험포장 구성을 약제처리 유·무 및 품종 차이로 하였으며 후속연구로서 Bendig (2015)는 보리의 바이오매스를 예측하기 위하여 Mk-Oktokoper에 RGB 센서를 탑재하고 UAV 흔들림을 보상하기 위한 짐벌을 사용하였다. 보리의 생육 상태 변이 조성을 위해 비료량 및 품종의 차이를 주었다. 또한, 가시광선 영역과 근적외선 영역의 파장을 결합한 식생지수와 Crop Surface Model을 이용한 식생 높이를 사용하여 바이오매스 예측 모델을 개발하였다. 이 연구에서도 마찬가지로 식생지수보다는 작물의 높이가 수확량 예측 모델에 있어 더 영향이 큰 주요한 인자임을 보여주었다.

Geipel 등 (2014)은 옥수수의 수확량을 예측하기 위한 UAV 플랫폼을 구성하였다. 헬사 멀티 콥터인 MikroKopter(MK) Hexa XL을 개조하여 구성하였고 이에 Canon Ixus 110 IS RGB 센서를 장착하여 50 m의 고도에서 약 10 분간 자율 비행하였다. 옥수수의 생육 상태 변이를 인위적으로

조성하기 위하여 비료량의 차이를 두고 품종을 다르게 하였다. 또한, 옥수수의 수확량을 예측하기 위하여 옥수수의 Coverage면적 및 Height 기반 수확량 예측 모델을 개발하였다. 이 때 작물과 배경을 분리해내는 식생지수로 ExG(Excess green), VIg (Vegetation Index Green) 등을 이용했으며 높이 분석을 위해 SfM 기반 소프트웨어로 얻은 Crop Surface Model을 이용했다. 옥수수의 수확량 예측 모델을 개발하기 위하여 영상 전처리 기법 및 생육 단계별 적합한 식생 지수를 제안하였으며, 예측 성능을 높이기 위하여 작물 높이 인자를 추가하였음을 보고하였다.

Tilly 등 (2015)은 보리의 바이오 매스 예측 모델을 개발하기 위하여 NDVI, NRI, RDVI, REIP 등의 다양한 식생 지수를 인자로 사용하였으며, SfM 기반 소프트웨어를 사용하여 작물 높이를 예측하고 예측한 작물 높이 인자를 바이오 매스 예측 모델에 사용하였다. 식생 지수들보다 높이 인자가 바이오 매스 예측에 더 주요한 인자임을 확인하였으며, 작물 높이와 식생 지수를 결합하여 바이오 매스 예측 선형 및 지수 형태의 회귀 모델을 개발하였다.

앞서 생육 예측 모델에 사용된 작물의 높이는 무인기로 얻은 영상을 정합하여 SfM (Structure from Motion) 기법을 이용하여 예측한다. 예측한 높이의 정확성을 검증한 연구로는 Javernick 등 (2014), Roosevelt (2014), Lucieer 등 (2014)이 있다. Roosevelt (2014)의 연구에서 RTK GNSS보다 SfM 기법을 이용하여 UAV 영상 간의 공통 특징점 추출 및 각 점들의 상대적 높이 계산으로 얻은 작물 예측 결과가 더 세밀하며 정확성이 높다는 결과를 보고하였다. 경사지에서 GCP (Ground Control Point) 기준 수직 제공근 오차가 21cm를 보임을 보고하였다. Lucieer 등 (2014)의 연구에서는 평지에서 GCP 기준 수직 제공근 오차가 4cm임을 보고하였다.

Yun 등 (2016)은 콩의 Vegetation Fraction의 다중시기 분석을 위해 행사 멀티 룩터 DJI F550에 RGB 카메라를 장착하였다. 생육 상태의 변이를 위하여 제초제 처리 구역과 하지 않은 구역으로 구분하였다. 인위적으로 생육 변이가 조성된 테스트 베드에서 2주 간격으로 영상을 얻었으며 시계열 분석을 위한 방사 보정과 같은 영상 전처리 기법을 제안하였고, ExG

(Excess Green) 식생지수를 이용하여 처리구별 차이를 관찰할 수 있는지 확인하였다. 그 결과, 파종 후 41일 전의 생육 초기 단계에서 ExG 식생지수를 이용하여 처리구별 차이를 관찰할 수 있다는 것을 확인하였으며 UAV-RGB 카메라를 이용하여 콩의 생육 상태를 평가할 수 있다는 가능성을 확인하였다.

Caturegli 등 (2016)은 잔디의 영양 상태를 모니터링하기 위하여 무인기에 다중 밴드 센서를 탑재하여 영상을 획득하였다. 인위적으로 영양 상태의 변이를 조성하기 위하여 질소 비료량을 0~250kg/ha를 14단계로 나누어 주었다. 이를 근적외선과 빨간색 파장 대역의 반사도로 계산되는 NDVI (Normalized Differential Vegetation Index) 식생 지수를 이용하여 질소 비료량에 따른 영양 상태 변이 모니터링을 하고자 하였다. 이에 NDVI와 지상에서 측정한 질소 비료량과의 상관관계를 확인하였고, UAV-다중 밴드 센서 기반 잔디의 영양 상태 예측 가능성을 확인하였다.

이 등(2015)은 소형 무인기를 이용한 헤어리베치(Hairy Vetch)의 질소 함량을 추정하는 연구를 진행하였다. 헤어리베치를 풋거름으로 재배하는 단지를 촬영하고 영상에서 추출한 식생지수와 헤어리베치의 질소 생산량 비교를 통해 재배단지 내 질소 생산량의 공간적 분포 특성을 추정하였다.

나 등(2016)은 소형 무인기를 이용한 맥류 작황 추정에 적합한 식생지수를 선정하는 연구를 진행하였다. 현장 생육조사 자료와 UAV 기반의 식생지수와 상관계수 분석 결과 맥류 작황 추정을 위한 최적 생육지수는 RVI, NDVI 등의 Red-NIR 조합에 의한 식생지수임을 보고하였다. 또한 나 등(2015)은 양파, 마늘 생육 모니터링을 위한 무인항공기 활용 측면에서 필요한 영상 보정 및 식생지수 분포도 작성을 수행하였다. 무인항공기에서 취득된 영상을 현장에서 측정한 분광 반사율 데이터를 이용하여 보정하고 식생 지수를 추출하여 정확도를 확인하였음을 보고하였다.

무인기 기반 원격탐사 영상을 분석하기 위해서는 영상 전처리 기법과 영상에서 유의미한 정보를 추출하는 영상 분석 기법 개발이 필요하다. 특히 다중 시계열 분석을 위한 방사 보정이나 배경에서 작물만을 추출하는 작물 분할 기법 (Crop Segmentation), 영상 왜곡을 제거하는 영상 처리 알

고리즘 등이 필수적이다. Wang과 Myint (2015)는 소형 무인기 기반 원격 탐사를 위한 방사 보정 기법에 대한 연구를 진행하였다. Field Spectrometer를 이용하여 기준판의 스펙트럼을 얻고 영상 센서가 반응하는 파장 대역의 반사율을 적분하여 이를 영상센서로 얻은 디지털 값과 일대일 대응시켜 실험적 회귀식을 얻었다. 영상에 회귀식을 적용시켜 영상의 디지털 값을 스펙트럼 반사율로 변환시켜 시공간적 영상의 Intensity 변이를 줄였다. 간편한 방식으로 다중 시계열 분석에 필요한 방사 보정을 할 수 있는 기법을 제안한 것으로 UAV 기반 원격탐사에 적용 가능성을 확인하였다.

Kelcey와 Lucieer (2012)은 소형 무인기 기반 원격탐사를 위한 6개의 다중 밴드 센서 보정 및 방사보정에 대한 연구를 진행하였다. 또한 영상의 외곽이나 모서리가 어둡게 나오는 비네팅 (Vignetting) 현상을 분석하여 그 역의 Point-Spread Function (PSF)를 적용시켜 보정하는 영상 전처리 기술을 개발하였다. 이 기술을 이용하여 무인기로 얻은 영상의 질을 높일 수 있으며 영상 왜곡으로 인한 잘못된 식생 지수 계산을 예방할 수 있다.

작물을 배경으로부터 분리해내는 기법에는 반드시 식생지수가 필요하다. 작물을 다양한 배경 조건에서 추출하기 위한 개발된 식생 지수로는 NDI (Normalised Difference Index), ExG (Excess green), ExR (Excess Red), CIVE (Color Index of Vegetation Extraction), NGRDI (Normalized Green-Red Difference Index) 등이 있다(Hamuda 등, 2016). 작물과 배경을 잘 분리해낼 수 있는 식생지수를 찾아내고 적용한 사례로는 Meyer 과 Neto (2008), Bai 등 (2013), Sarkate 등 (2013), Hamuda 등 (2017) 등이 있다. 그 중 Meyer과 Neto (2008)의 연구에서는 토양, 짚, 옥수수 껍질 등이 있는 배경에서 높은 작물 추출 성능을 보인 ExG-Otsu's threshold 기법을 제안하였다. Sarkate 등 (2013)은 거베라 꽃 (Gerbera flower)을 배경으로부터 추출하고 그 개수를 세기 위하여 Hue 색 채널을 이용하였다.

Córcoles 등 (2013)은 양파의 LAI (Leaf Area Index)를 예측하기 위하여 캐노피 면적을 이용했으며, 캐노피 면적을 정확하게 계산하기 위하여 영상 처리 알고리즘을 제안하였다. K-means clustering을 이용하여 분리된 작

물 픽셀들, 배경 픽셀들의 결과를 넣어 ANN (Artificial Neural Network) 모델을 트레이닝 시키고 이 모델을 이용하여 캐노피 면적을 더 정확하게 계산할 수 있도록 하였다. 이로 얻은 캐노피 면적과 지상에서 얻은 LAI와의 선형적 관계를 보고하였다.

Hamuda 등 (2017) 연구의 경우, 여러 기후 및 환경 조건(맑음, 흐림, 부분적 구름, 잡초)에서도 작물만을 추출할 수 있는 영상 처리 알고리즘을 개발하고 그 성능을 평가하였다. 이 때 작물 추출 시 HSV 색 공간을 이용하였으며, 색조를 나타내는 Hue 색 채널을 이용하여 배경 뿐만 아니라 잡초와 작물을 분리해내었으며 채도를 나타내는 Saturation 색 채널을 이용하여 영상 획득 시 조도 조건 (맑은, 흐림, 부분적 구름)을 추정하여 임계값을 결정하였다. 제안한 알고리즘을 적용하여 99% 이상의 작물 선택 성능을 보였음을 보고하였다.

Torres-Sánchez (2015)는 객체 기반 영상 분석 (Object Based Image Analysis, OBIA)를 이용하여 초본 작물의 추출 성능을 높이고 객체 크기에 따른 성능의 차이를 확인하였다. 추출 식생 지수로 ExG (Excess Green)과 NDVI (Normalized Differential Vegetation Index)를 사용하였으며 객체 기반 영상 분석 소프트웨어를 이용하여 OBIA를 진행하였다. 옥수수와 해바라기, 밀에 대하여 제안한 작물 추출 기법을 적용하였다. 객체 기반 영상 분석 시 객체 크기를 결정하는 기준을 제시하였으며, 색과 형태, 질감의 거친 정도를 결정하는 기준을 보고하였다.

Choi 등 (2015)은 땅에 떨어진 감귤류 과일의 개수를 세기 위하여 머신 비전 (Machine Vision) 시스템을 개발하였고 영상 처리 알고리즘을 제안하였다. 공간적 일사량의 변이, 그림자 등의 효과를 제거하기 위하여 레티넥스 (Retinex) 알고리즘을 사용하였으며 감귤류 과일을 찾기 위하여 KNN (K-Nearest Neighbors), 로지스틱 (Logistic), 베이시안 (Bayesian) 분류기를 이용하여 영상 속에서 캐노피 밑에 떨어져 있는 과일을 80%의 정확도로 찾아내었으며 문제가 발생한 감귤류 나무를 검출하는 데 개발한 시스템의 적용 가능성을 확인하였음을 보고하였다.

2. 재료 및 방법

2.1. 양파, 마늘의 생육 모니터링을 위한 Test Plot

양파·마늘 무인기 원격탐사는 전남 무안군에 위치한 국립원예특작과학원 시험 포장에서 진행되었으며, 지상 실험 및 생육 조사는 국립원예특작과학원 파속채소연구실에서 수행되었다(Figs. 1~2).

양파의 경우 시험 품종으로 선파위가 사용되었으며 정식 시기를 3 수준으로 다르게 파종하고 추비량을 3 수준으로 다르게 처리하였으며(Table. 1), 2016년 9월 중순 파종하고 11월 상순 정식하여 2017년 5월 하순에 수확하였다. 마늘의 경우 시험 품종으로 남도 마늘이 사용 되었으며 파종 시기를 3 수준으로 다르게 하고 추비량을 3 수준으로 다르게 처리하였으며(Table. 2), 2016년 9월 하순 파종하여 2017년 5월 중하순 수확하였다. 이때, 비료는 인, 질소, 칼륨을 혼합한 화학 비료를 사용했으며 시기상으로 기비와 추비로 나누고 3수준으로 구별한 비료량은 다음 Table. 3과 같다. 시비 방식은 두둑 위에 시비를 하고 관수를 함으로써 토양에 흡수될 수 있도록 하였다. 각 생육 처리 구에 대하여 무인기 촬영 일자에 생육조사를 실시하였으며, 양파, 마늘을 처리구별 10개씩 채취하여 지상부 생체중, 지하부 생체중, 1주 무게를 측정하여 처리구의 생육 대표값을 계산하였다.



Fig. 1. Location of Onion and Garlic test field.

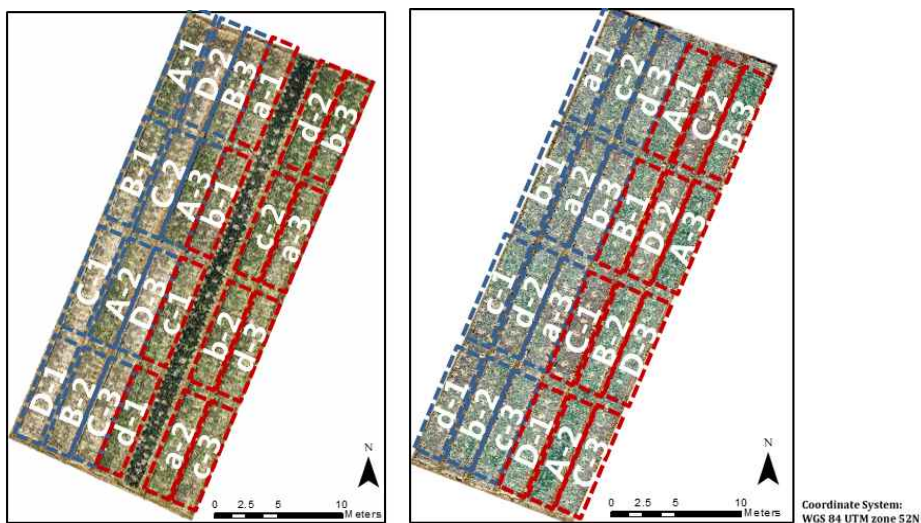


Fig. 2. Test field map of Garlic(Left) and Onion(Right) field.

Table. 1. Test field ID and treatment information of Onion field.

Plot ID	Trasplanting Dates	Plot ID	Fertilizer application (Count)
A	2016/09/26	a	0
B	2016/10/03	b	1
C	2016/10/17	c	2
D	2016/10/31	d	3

Table. 2. Test field ID and treatment information of Garlic field.

Plot ID	Seeding Dates	Plot ID	Fertilizer application (Count)
A	2016/10/27	a	0
B	2016/11/03	b	1
C	2016/11/17	c	2
D	2016/11/28	d	3

Table. 3. Amount of fertilizers applied based on three treatments of nutrient supply.

	P	N	K
Standard amount (kg/10a)	7.7	25.0	15.7
Basic fertilizer (kg/10a)	3.4	12.5	7.9
Fertilizer application (Count)	Additional nutrient supply (kg/10a)		
0	0	0	0
1	1.1	4.2	2.6
2	2.3	8.3	5.3
3	3.4	12.5	7.9
Fertilizer application (Count)	Total amount of nutrient supply (kg/10a)		
0	3.4	12.5	7.9
1	4.5	16.7	10.5
2	5.7	20.8	13.2
3	7.7	25.0	15.7

2.2. UAV 기반 발작물 영상 수집 장치 구성

2.2.1. 소형 회전익 무인기 원격탐사 시스템

영상 획득 장치로 프로펠러가 6개인 Hexa-rotor을 사용하여 UAV 기반 platform을 구성하였다(Fig. 3). 본 연구에서 사용한 UAV는 약 500 g의 카메라를 포함하여 최대 이륙 중량은 2.4 kg이며 약 15 분간 비행이 가능하였다. 자동 비행 조종 장치(APM 2.6, 3DR, USA)가 장착되어 있으며 장착된 GPS와 IMU로 사용자가 지정해준 비행경로를 추종하여 미션을 완료하는 방식이다. 이 때 433 MHz 무선 통신을 이용하여 사용자 컴퓨터로 UAV가 지정해준 경로를 잘 추종하는 지 모니터링 할 수 있으며 이착륙 및 수동 제어는 2.4 GHz의 무선 조종기가 이용되었다. UAV에 자율비행 경로를 작성하고 전송하며 실시간으로 모니터링하기 위하여 드론용 오픈 소스 오토파일럿 시스템인 Mission Planner를 사용하였다.



Fig. 3. UAV platform with the Hexa-rotor

Table. 4. Specifications of the UAV platform used in the study.

Airframe	DJI F550 Hexa-rotor
Flight Controller	APM Copter 2.6
Diagonal Wheelbase	550 mm
Propeller	203 × 114 mm (8045)
Battery	4S Li-Po 6000mAh, 30C
Motor	Stator size: 22 x 12mm, KV: 920 rpm/V
ESC	30A OPTO
	Signal Frequency: 30Hz - 450Hz
Takeoff Weight	2400 g
Maximum Flight Time	15 min (approx.)

양파·마늘 영상 획득을 위해 상용 디지털 카메라 (S110, Canon, Japan)와 다중 밴드 센서 (Sequoia, Parrot, France)가 이용되었으며 촬영 목적에 따라 무인기에 바뀌가면서 장착하였다 (Fig. 4). 관련 제원은 Table 5과 6에 기술되어 있다. 상용 RGB 디지털 카메라를 무인기 원격탐사에 적용하기 위하여 캐논 해킹 개발 도구 (Canon Hack Development Kit, 이하 CHDK)를 카메라에 설치하여 사용하였다. CHDK를 통하여 캐논 카메라의 보다 세밀한 제어가 가능하였으며, 스크립트 실행을 통한 자동 사진 촬영 기능이 구현 가능하였다.

다중 밴드 센서의 경우 4개 (550 nm, 660 nm, 735 nm, 790 nm)의 대역을 가진 550BP40(Green), 660BP40(Red), 735BP10(Red Edge), 790BP40(Near Infrared)) 센서를 이용하였으며 분광 반응성은 Fig. 5와 같다. 다중 밴드 센서에서 감지된 신호는 변하는 빛 조건에서도 정확한 영상을 얻기 위하여 카메라 위쪽에 장착된 일사량 센서 (Sunshine sensor)에 의하여 값을 기반으로 보정되는 방식이다. 이 때 보정 과정은 센서 내에 탑재 되어 있으며 보정된 신호가 영상으로 저장된다.

본 연구에서는 RGB 카메라를 이용하여 양파·마늘의 물리적인 요소 (잎면적, 높이)를 중심으로 진행하였으며 다중 밴드 센서는 비료 투입정도에 따른 작물의 화학적인 요소 (영양 상태) 검출 가능성을 구명하고자 하였다.



Fig. 4. Image sensors attached to UAV (Left: RGB camera, Right: Multi-spectral sensor)

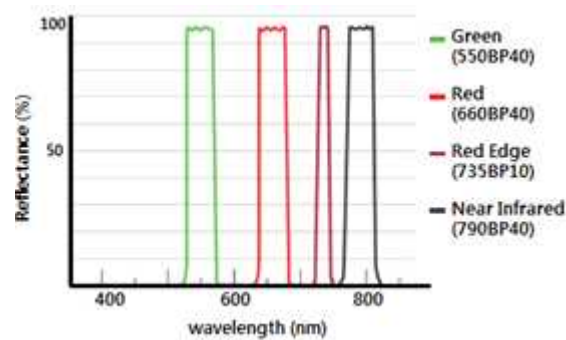


Fig. 5. Band responses of Multi-spectral camera.

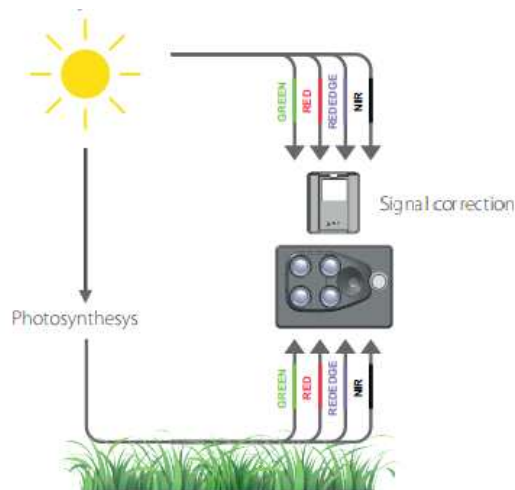


Fig. 6. Concept of a sunshine sensor used for accurate acquisition of imagery by a signal correction

Table. 5. Specifications of the RGB camera used in the study.

Full model name	Canon PowerShot S110
Resolution	12.1 Megapixels
Sensor size	7.6 mm x 5.7 mm
Lens	5.00X zoom (24-120mm eq.)
Viewfinder	No / LCD
Native ISO	80 - 12,800
Extended ISO	80 - 12,800
Shutter	1/2000 - 15 seconds
Max Aperture	2.0
Dimensions	(99 x 59 x 27 mm)
Weight	198 g that includes batteries
Manufacturer	Canon

Table. 6. Specifications of the Multi-spectral camera used in the study.

Full model name	Parrot Sequoia
Resolution	1.2 Megapixels
Pixel size	3.75 μ m
Focal length	3.98 mm
Viewfinder	No / LCD
Dimensions	59 x 41 x 28 mm
Weight	72 g that excludes batteries
Manufacturer	Parrot

2.2.2. 무인기 기반 농업 관측 시스템 최적 비행 요인 적용

본 연구에서 사용하는 멀티로터 무인 비행체는 프로펠러의 회전을 통해 추력을 얻으며 각각 프로펠러의 회전수 차이에 따른 양력과 토크의 차이를 이용하여 위치를 이동하거나 자세를 전환한다. 이 때 전자식 속도 제어기가 필요하며 회전익 무인기에 탑재된 자동 비행 조종 장치는 롤, 피치, 요 움직임에 대하여 개별적으로 자세를 제어하게 된다(Sanca et. al., 2008). 이 때 자세 제어는 비례-적분-미분 제어기 (PID 제어기)가 사용되었다. 선행 연구 (윤, 2017)에서 PID 제어기의 제어 이득 값을 효율적으로 결정하기 위한 비행체의 자세 입력에 대한 자세 출력을 분석하였다. APM 제어기 자체의 기능에서 회전익 무인기에 롤, 피치, 요 운동에 대하여 계단 입력 및 임펄스 입력을 자동으로 수행한 후 그때의 비행체 반응을 분석하여 내장된 알고리즘을 이용 최적 PID 계수 값을 결정하는 방식을 사용한 결과, Table. 7과 같이, 롤, 피치, 요 각각에 대하여 PID 계수 값을 결정하였다. 최종적으로 결정된 PID 계수를 사용하여 양파·마늘 원격 탐사를 수행하였다.

Table. 7. Results of PID tuning determined using the auto tuning function.

	Rate roll		Rate pitch		Rate yaw	
	Default	Adjusted	Default	Adjusted	Default	Adjusted
P	0.15	0.14	0.15	0.14	0.2	0.21
I	0.1	0.14	0.1	0.14	0.02	0.02
D	0.004	0.004	0.004	0.004	0	0.002
IMAX	50	200	50	200	80	100

무인기 원격탐사 기술을 이용하여 고품질의 영상을 취득하기 위해 영상 노출 값, 적정 셔터 속도 값은 다음과 같이 설정하였다.

- 영상 노출 (조리개, ISO)

일반적인 상용 디지털 카메라의 경우 영상에 나타난 평균 밝기 혹은 최대 밝기를 이용하여 노출을 설정하게 된다. 하지만 무·배추의 원격탐사에서 노출 설정을 자동으로 설정하였을 경우 작물이 영상에 나타나는 정도에 따라 영상의 노출 값이 달라지며, 이는 영상 정합 과정에서 균일하지 않은 영상의 밝기를 갖는 영상 정합 결과를 만들어내게 된다. 또한 일반적인 자동 노출 설정에서는 획득한 영상 속의 물체가 0.5 이상의 표면 반사율을 갖는 경우 영상의 디지털 숫자가 최댓값 (8 bit의 경우 255)으로 포화되는 현상 (Saturation)이 나타날 수 있다. 따라서 이러한 포화 현상을 줄이기 위해서는 상용 디지털 카메라의 자동 노출 값보다 낮은 노출 값을 선택하고 고정해놓은 후 촬영해야만 한다. 본 연구에서는 디지털 카메라의 자동 노출 값에서 노출 값을 2단계 정도 낮추어 고정하고 ISO의 경우 80~400 사이의 자동 값으로 설정하여 촬영하였다. 그 결과 밭작물 영상의 디지털 숫자 값이 포화되지 않으면서 낮은 노이즈의 영상을 획득할 수 있었다.

- 셔터 속도

무인기의 경우, 무인기 이동 중에 영상을 획득하기 때문에, 카메라 셔터 스피드가 적절하지 못하면 영상이 찍히는 순간에 무인기가 이동하여 흔들린 영상이 획득될 수 있다. 센서에 맺히는 물체의 픽셀이 밀리는 현상 (Pixel smear)인데, 그 픽셀이 밀리는 정도는 카메라의 노출시간과 픽셀이 밀리는 속도의 곱에 의해 계산된다. 이때 흔들린 영상이 발생하지 않으려면 픽셀이 밀리는 정도가 픽셀 사이즈보다 적게 나타나는 조건이 되어야 한다고 가정하고 계산한 결과는 다음 Table 8과 9와 같으며 최적 셔터 스피드 값을 적용하여 좋은 품질의 영상을 얻고자 하였다.

Table. 8. Results of optimal shutter speeds at 20m, 40m, and 60m altitudes in the flight speed of 2m/s.

Flight speed	Flight altitude (m)			
2m/s	10	20	40	60
Optimal shutter speed (s)	$\frac{1}{645}$	$\frac{1}{503}$	$\frac{1}{415}$	$\frac{1}{391}$

Table. 9. Results of optimal shutter speeds at 2m/s, 4m/s, and 6m/s altitudes in the flight altitude of 40m.

Flight altitude	Flight speed (m/s)		
40m	2	4	6
Optimal shutter speed (s)	$\frac{1}{415}$	$\frac{1}{503}$	$\frac{1}{603}$

2.2.3. 양파·마늘 영상 획득 최적 비행 고도 결정

영상 획득을 위한 최적 비행 고도는 사용 영상 센서의 특성, 작물별 인식이 가능한 최소 픽셀 수를 고려하여 결정하였다. Torralba 등 (2009) 에 따르면 영상이 32×32 픽셀 이상의 픽셀 수를 가질 때 인식 정확도가 높아졌다고 보고되었다. 따라서 양파·마늘 개별 작물을 배경과 성공적으로 분리하고 분석하기 위해서는 영상에 나타난 양파·마늘 개별 작물의 크기가 32×32 픽셀 이상의 픽셀 수를 가져야 한다고 가정하였다. 이를 바탕으로 무인 비행체를 이용하여 영상을 획득할 때 카메라의 시야각 (Field Of View, FOV)는 Eqn. (1) 으로 결정하였으며, 계산된 결과는 Table 10과 같다.

$$FOV = 2 \tan^{-1} \frac{d}{2f} \quad (1)$$

where,

$d = \text{Pixel pitch of image sensor (mm)}$

$f = \text{Focal length of camera (mm)}$

Table. 10. Vertical FOV and horizontal FOV of RGB camera and multi-spectral camera.

Image sensor	Sensor width (mm)	Sensor height (mm)	Focal length (mm)	Horizontal FOV (deg)	Vertical FOV (deg)
RGB camera	7.6	5.7	5.2	72.3	57.5
Multispectral camera	4.8	3.6	4.0	61.9	48.5

무인 비행체를 이용하여 영상을 획득할 때 영상의 픽셀 크기는 Eqn. (2) 를 이용하여 결정하였으며 RGB 영상의 경우 4000×3000 , 다중 밴드 센서의 영상의 경우 1280×960 의 공간 해상도를 가지는 것을 고려하여 Eqn. (3)을 이용하여 무인 비행체의 고도를 산출하였다.

$$Pixel\ size = \frac{2H \tan \frac{FOV}{2}}{N} \quad (2)$$

$$\therefore H = \frac{(Pixel\ size)N}{2 \tan \frac{FOV}{2}} \quad (3)$$

where,

$H = \text{Flight altitude (m)}$

$N = \text{Pixel counts (Spatial resolution of sensor)}$

$FOV = \text{Field of view (deg)}$

최종적으로 양파와 마늘의 크기를 고려하여 최적 비행 고도를 계산하였다. 재식거리를 고려했을 때 양파와 마늘은 개체 당 15 cm의 크기로 보았으며 32 x 32 픽셀로 가져야 한다는 조건을 가지고 계산한 결과, Canon S110 카메라의 경우 12.87 m, 다중 밴드 센서의 경우 4.12 m의 고도로 촬영해야한다는 결과를 얻었다(Table 11). 추비효과를 보기 위한 Sequoia 센서는 사실상 양파, 마늘을 분리 및 식별해야하는 RGB 영상보다는 낮은 식별 능력을 가져도 됨을 고려하여 Canon S110, Sequoia 카메라를 무인기에 탑재하여 10 m 고도에서 영상을 얻었다.

Table. 11. Optimal flight altitude for onion and garlic.

Image sensor		Vegetable size (cm)	Required pixel size (cm)	Optimal altitude (m)
Canon S110 (4000x3000)	Onion	15	0.47	12.87
	Garlic	15	0.47	12.87
Sequoia (1280x960)	Onion	15	0.47	4.12
	Garlic	15	0.47	4.12

2.2.4. RGB 영상 및 다중 밴드 센서 영상 획득

앞서 결정된 최적 비행 조건으로 무인기 원격탐사 비행하였으며 비행 날짜와 시간, 일사량 조건, 영상 획득 당시 작물의 생육 단계 등은 Table 12과 같다. 이 때 BBCH (Biologische Bundesanstalt, Bundessortenamt und Chemische Industrie)는 식물의 현상학적 발달 단계를 확인하는 데 사용되는 생육 단계별 코드로, 작물의 주요 성장 단계와 2차 성장 단계로 구분되는 십진법을 사용한다 (Zadoks 등, 1974). 이 BBCH 코드를 사용하여 영상이 얻었을 때의 작물 생육 단계를 정리하였다.

이후의 높이 예측 과정에서 필요한 작물이 없는 상태인 디지털 지형 표면 (Digital Terrain Model, DTM)을 얻기 위하여 두둑 성형과 비닐 피복이 완료된 2016년 10월 14일에 무인기 영상을 얻었다. 그 이후 겨울을 지나고 양파·마늘의 생육 초기인 2017년 3월 24일부터 2주간 간격으로 총 4일의 무인기 RGB 및 다중 밴드 센서 시계열 영상을 수집하였다.

2017년 4월 28일 (BBCH 코드 408) 이후에는 지상부의 영양분이 지하부의 구를 형성하고 구의 직경을 크게 하는 경향을 나타내면서 잎이 시들고 높이가 작아지면서(Fig. 7) 작물이 쓰러지기 시작하는 수확 전단계였기 때문에 영상을 촬영하지 않았다.

Table. 12. Overview of flight mission and image acquisition with the UAV and image sensors.

Date	BBCH code		Images(count)		Scheduled Altitude(m)	Time		Illumination	Wind (m/s)
	Onion	Garlic	RGB	Multi					
17/03/24	204	204	261	1998	10	11-12	am	Clear sky	3.2
17/04/04	400	400	209	1944	10	11-12	am	Cloudy	3.4
17/04/14	406	406	204	1772	10	11-12	am	Cloudy	5.2
17/04/28	408	408	205	1952	10	11-12	am	Clear sky	3.1

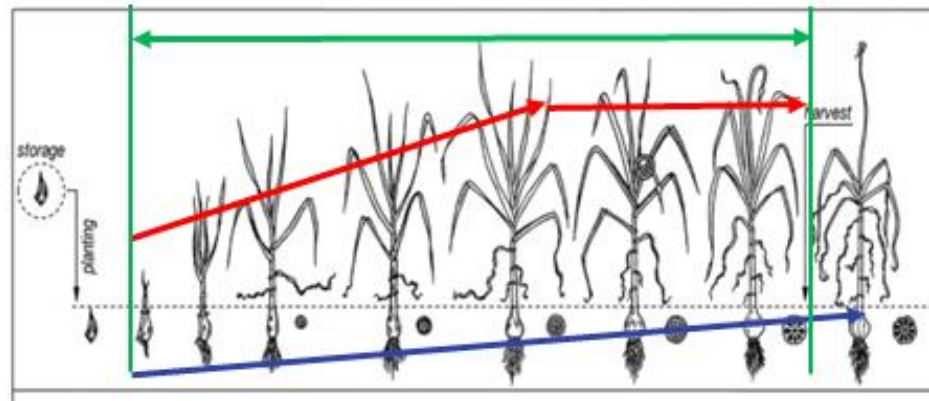


Fig. 7. Growth stages of garlic (*Allium Sativum*) (from Lopez Bellido et al., 2016). The green line represents the period of image acquisition used for modeling the growth status of garlic in this study.

2.3. 발작물 무인기 원격탐사 영상 전처리 기법 연구

2.3.1. 영상 정합 및 3D 모델 생성

앞서 결정된 최적 비행 조건으로 무인기 원격탐사 비행하여 획득한 영상은 시간 데이터 외에 위치 정보를 담고 있지 않으므로, 획득한 영상의 위치를 태그해주기 위한 지오태깅 (Geotagging) 과정이 필요하다. 무인기의 비행 로그와 영상이 찍힌 시간을 비교하여 무인기의 비행 로그에 기록되어 있는 위치 및 자세 정보를 불러 들여 기록하게 된다. 지오태깅 과정이 완료되면 영상의 파일 이름과 위치, 자세 정보가 맞추어 지게 된다. 지오태깅은 Mission planner 프로그램의 기능을 이용했으며 지오태깅된 결과는 Fig. 8과 같이 Google earth 상에 나타낼 수 있으며 오차가 발생했을 경우, 시간 차이를 조정해가며 그 오차를 줄일 수 있다. 이렇게 지오태깅 과정을 통해 위치가 기록된 영상들은 그 위치를 기반으로 영상정합 소프트웨어 (Pix4Dmapper Pro, Pix4D SA, Switzerland)를 이용하여 정합되었다.

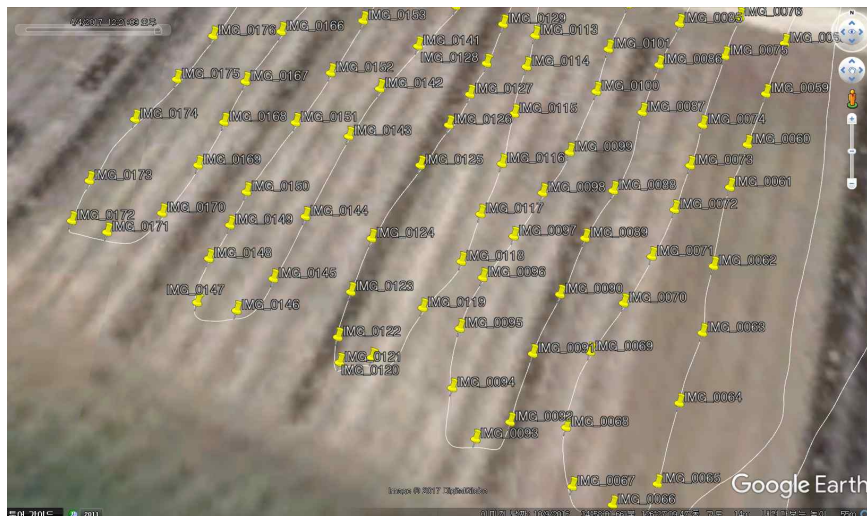


Fig. 8. Example of geotagging results on Google Earth.

영상 정합은 영상정합 소프트웨어 (Pix4Dmapper Pro, Pix4D SA, Switzerland) 상에서 3단계로 이루어져 진행되었다. 첫째, 획득된 SURF 알고리즘을 이용, 각 영상들의 특징점을 추출하는 과정이다. 지오태깅 (Geotagging)한 영상에 포함되어 있는 GPS 정보를 기반으로 인접한 영상들을 짝 짓고, 인접한 각 영상에서 추출된 특징점들을 매칭(Matching)하는 과정을 거친다. 이 때 프로세싱 타임을 적절하게 유지하기 위하여 각 영상에서 추출하는 특징점의 개수는 약 40,000개로 제한하며, 인접 영상과의 공통된 특징점을 찾는 것은 약 1,000개 정도로 제한한다.

두 번째로, 첫 번째 단계에서 추출된 특징점과 매칭된 특징점들을 기반으로 각 영상의 모든 픽셀에 대하여 모자이킹하는 과정이 이루어진다. 이 때 SfM (Structure from Motion) 알고리즘을 이용하여 모자이킹 과정과 동시에 각 픽셀의 상대적인 높이를 알아낸다. 서로 다른 영상에서 같은 특징점을 매칭했을 때, 각 영상 속 같은 특징점의 위치를 기반으로 그 변위를 계산해 각 특징점의 상대적인 높이를 추정하는 기법이다. 무인기에 탑재된 카메라가, 무인기가 이동함에 따라 같은 물체를 바라보는 시각과 방향이 달라지는 것을 이용하여 이 알고리즘을 사용함으로써 3D 모델링이 가능하다. 즉 서로 다른 시선 방향에 따른 동일특징점의 관계를 바탕으로 특징점의 3차원적 위치를 알아내는 것이다 (Fig. 9).

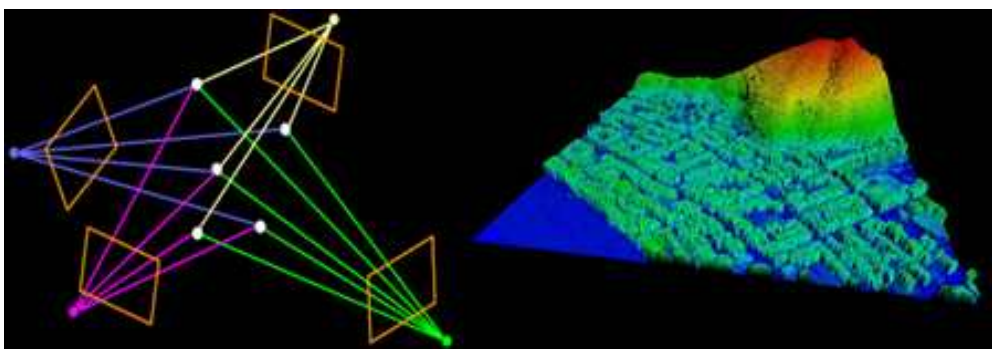


Fig. 9. Example of 3D modeling using Structure from Motion (SfM) algorithm (Source: <http://fototerra-survey.com/dsm.php>).

세 번째로, 매칭되어 모자이크된 point cloud는 영상처리 알고리즘의 오차와 GPS 오차를 포함하고 있다. 이러한 오차는 시계열 분석에서 같은 위치의 처리구를 모니터링할 때 방해 요인이 되며, 이를 최소화하기 위하여 지상 기준점 (Ground Control Point)을 이용한다. 생성된 point cloud에 GPS로 측정한 지상 기준점의 실제 위치와 높이 정보를 입력하여 보정하는 것이 필요하다. Draeyer와 Strecha (2014)에 의하면 무인기 영상을 이용한 3차원 측량의 정확도를 확보하기 위해서 촬영지에서 10개 이상의 지상 기준점을 이용해야하며, 기준점들은 직교성을 가져야된다는 것을 보고하였다. 이를 토대로, 10 m 고도에서 얻은 무인기 영상에서 쉽게 찾을 수 있는 마커 (210 mm x 297 mm)를 촬영 시작 전, 지상기준점이 수확 전까지 이동하지 않도록 밭에 고정시켜놓았다. 양파 밭, 마늘 밭, 각각 10개의 지상기준점을 만들고 그 모습은 다음 Fig. 10과 같다. 지상기준점의 GPS 정보는 수평 정밀도 0.02 m, 수직 정밀도 0.04 m의 VRS-RTK GPS (OEM 615 Novatel, Canada)를 사용하여 얻었다 (Table. 13). 지상 기준점을 포함하고 있는 영상에서 지상 기준점의 GPS 정보를 입력하여 보정해주는 과정을 거쳐, 3D 모델의 위치 정확도를 개선하였다.



Fig. 10. Improvement of 3D modeling accuracy using Ground Control Points in Pix 4D mapper Pro.

Table. 13. Specifications of OEM615 dual-frequency GNSS receiver.

Attributes		
System Type	Board	
General Info	Length(mm)	71
	Width/Diameter(mm)	46
	Height(mm)	11
	Weight(g)	24
	Typical Power Consumption(W)	1
	Constellation	GPS GLONASS Galileo BeiDou
Tracking	MaxNumofFrequency	Dual
	SBAS	
	QZSS	
Num. of Com Ports	CANBus	2
	LVTTL	3
	USBDevice	1
Performance	Accuracy	(RMS)
	Single Point L1	1.5 m
	Single Point L1/L2	1.2 m
	SBAS	0.6 m
	DGPS	0.4 m
	NovAtel CORRECT™ RT-2@	1 cm + 1 ppm

3차원 모델은 기초 형태인 메쉬 (Mesh) 형태로 만들어지며, 이 때 메쉬는 point들과의 거리가 최소인 면을 기반으로 형성되어진다. Processing area는 7x7 픽셀이며 이 영역에 존재하는 point들과의 거리가 최소인 면들의 집합으로 3D 높이 모델을 계산한다. 이는 추후 작물 높이 계산을 위하여 GPS 정보가 포함된 영상으로 내보내진다. 생성된 메쉬에 영상의 Texture를 입혀 최종적으로 색상 정보를 포함한 밭의 3D 모델을 얻는다.

이러한 과정을 통해 얻어진 수직 평형 방향 기준의 영상인 정사 영상은 추후 작물 식생 피복률 계산 및 식생 지수 분석을 위하여 GPS정보가 포함된 파일로 내보내 지며 (Fig. 11), 3D 모델의 point 형태인 las 파일과 픽셀 형태인 raster 파일 역시 작물 높이 분석을 위하여 저장되었다. 앞서 설명한 영상 정합의 전체적인 과정은 Fig. 12에 나타내었으며, 3D modeling 및 메쉬 형성 과정은 Fig. 13에 나타내었다.

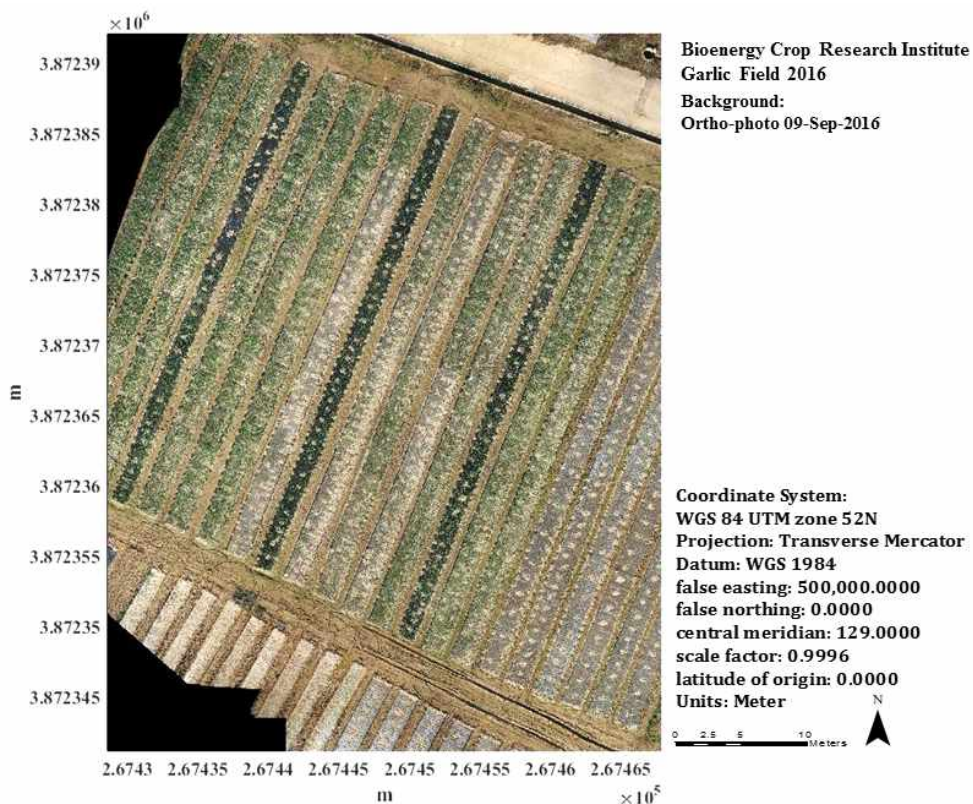


Fig. 11. An example of an image containing GPS information.

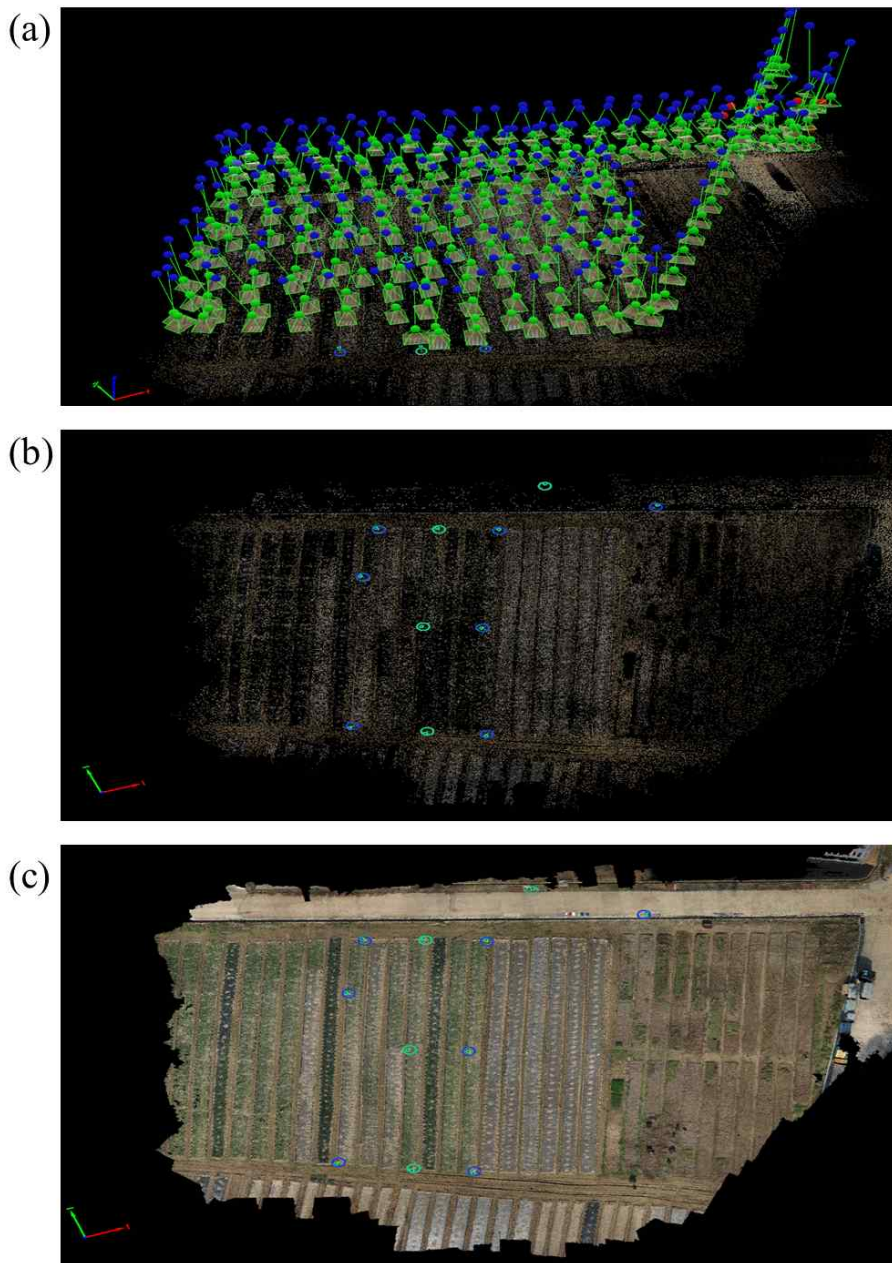


Fig. 12. Overall image mosaicking process for an high-resolution image of the entire test field: (a) align images and find feature points, (b) match points and position compensation using GCP, and (c) create a mosaicked image.

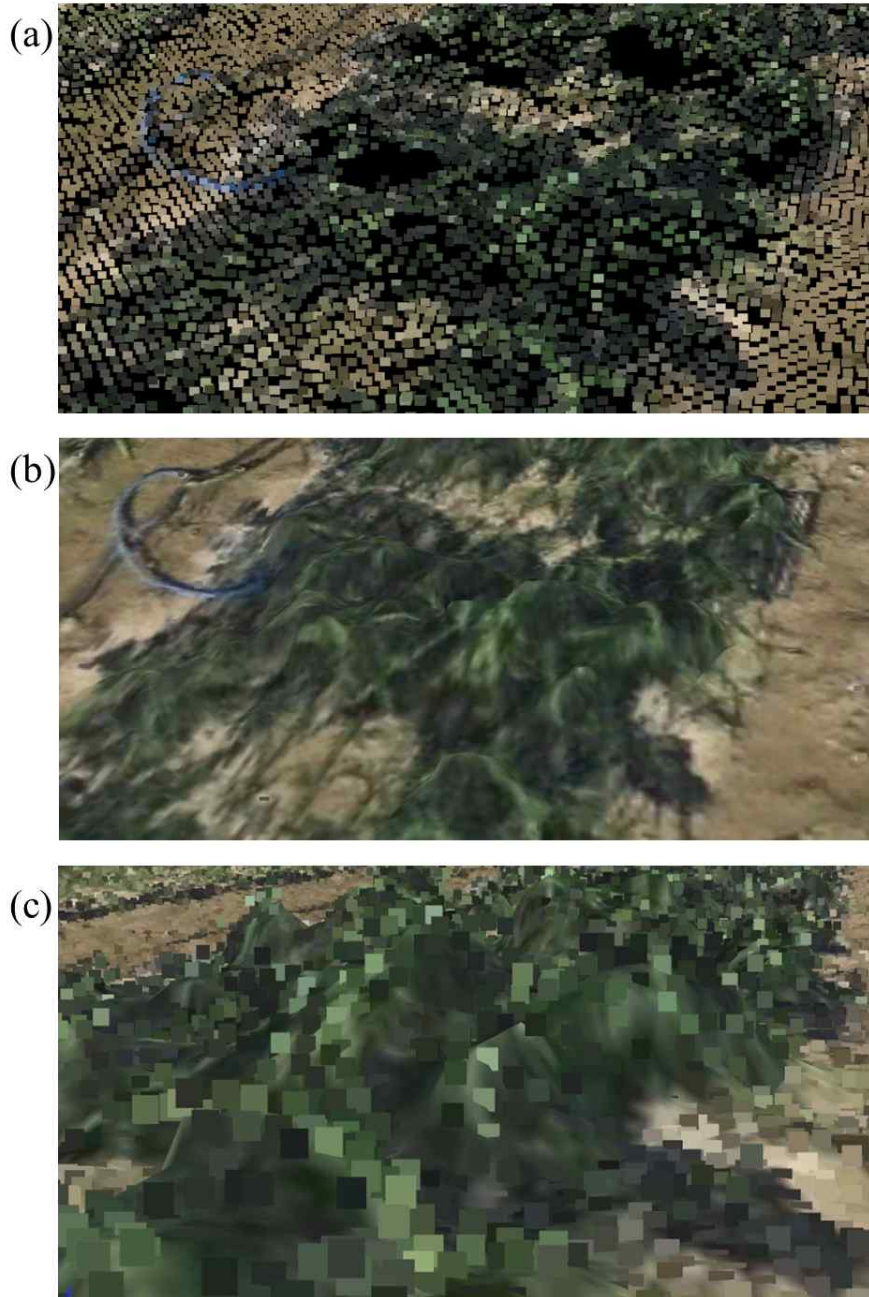


Fig. 13. Overall 3D modeling process: (a) create mosaicked dense point clouds, (b) create triangle meshes and (c) comparison the relative heights of point clouds with those of triangle meshes.

2.3.2. 영상 방사 보정

무인기 원격탐사 영상은 시시각각 변화하는 광조건 및 대기 조건의 영향을 받는다. 따라서 서로 다른 날짜와 시간에 촬영한 무인기 원격탐사 영상을 시계열 분석하기 위해서는 영상의 방사 보정 과정이 필요하다. 방사 보정은 White Calibration 후, 반사도 (Reflectance)가 변하지 않는 물체를 기준으로 영상의 디지털 값이나 반사율을 수정하는 것을 말한다. 식생지수를 이용한 모델식의 재현성을 위해 변하지 않는 기준판의 반사율을 기준으로 매번 획득한 영상방사를 방사 보정 해주어야 한다.

Smith 등 (1999)에 의해 사용된 경험식 방법을 사용하면 영상에 나타난 방사 보정 기준 판의 표면 반사도를 측정하고 이를 영상의 디지털 숫자와 모델식을 세워 항공 영상을 방사 보정한다. 간편하게 영상의 디지털 숫자 값으로부터 물체의 표면 반사도를 바로 획득할 수 있다는 장점이 있다. 본 연구에서는 Fig. 14와 같이 지상에 방사 보정용 판 7개를 설치하고 필드스펙트로미터(FieldSpec, ADS Inc., USA)(Table. 14)로 표면 반사도를 측정하였다(Fig. 15). 이 때 기준판은 Group Eight Technology 사의 제품으로 0(Black body) ~ 100(White body)%를 기준으로 했을 때, 55%, 44%, 33%, 22%, 11%, 5%, 3%의 Reflectance를 갖는다. Field Spectrometer를 이용하여 기준판의 스펙트럼을 검증하였으며 (Fig. 15) 영상 센서의 스펙트럼 반응성 및 반응하는 파장 대역의 반사율을 적분하여 이를 영상센서로 얻은 디지털 값과 일대일 대응시켜 실험적 회귀식을 얻었다. 영상에 회귀식을 적용시켜 영상의 디지털 값을 스펙트럼 반사율로 변환시켜 영상의 Intensity 시간적 변이를 줄이고자 하였다.

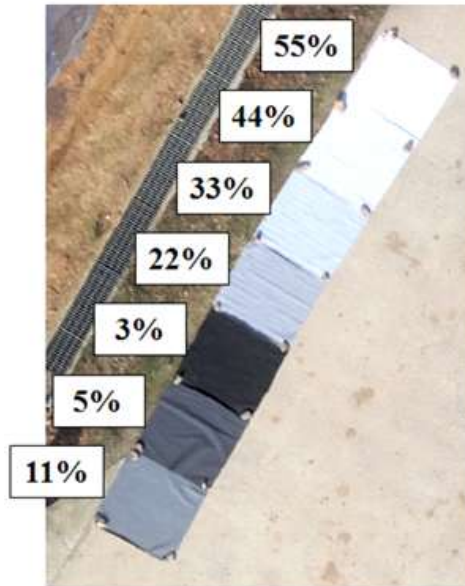


Fig. 14. Configuration of reflectance calibration targets.

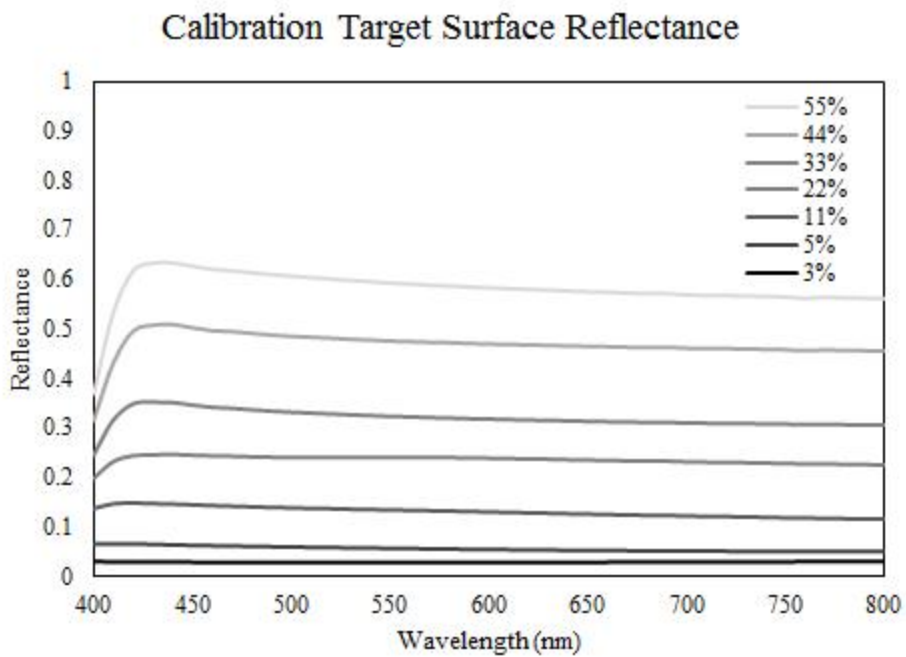


Fig. 15. Surface reflectance of calibration target (Group Eight Technology, USA), obtained by the FieldSpec.

Table. 14. Specifications of FieldSpec 4 spectrophotometer.

Spectral Range	350–2500 nm
Spectral Resolution	3 nm @ 700 nm 8 nm @ 1400/2100 nm
Spectral sampling (bandwidth)	1.4 nm @ 350–1000 nm 1.1 nm @ 1001–2500 nm
Scanning Time	100 milliseconds
Stray light specification	VNIR 0.02%, SWIR 1 & 2 0.01%
Wavelength reproducibility	0.1 nm
Wavelength accuracy	0.5 nm
Maximum radiance	VNIR 2X Solar, SWIR 10X Solar
Channels	2151
Detectors	VNIR detector (350–1000 nm): 512 element silicon array SWIR 1 detector (1001–1800 nm): Graded Index InGaAs Photodiode, Two Stage TE Cooled SWIR 2 detector (1801–2500 nm): Graded Index InGaAs Photodiode, Two Stage TE Cooled
Input	1.5 m fiber optic (25° field of view). Optional narrower field of view fiber optics available. VNIR 1.0×10^{-9} W/cm ² /nm/sr@700nm SWIR1 1.4×10^{-9} W/cm ² /nm/sr@1400nm SWIR2 2.2×10^{-9} W/cm ² /nm/sr@2100nm
Weight	5.44 kg (12 lbs)
Calibrations	Wavelength, absolute reflectance, radiance*, irradiance*. All calibrations are NIST traceable. (*radiometric calibrations are optional)

방사 보정 기준 판의 표준 반사도 값을 Eqn. (4)을 이용하여 기준 판의 파장대역별 반사도 값을 영상 센서의 스펙트럼 반응성 대역과 곱하여 적분하면 Table 15와 16과 같이 영상 센서의 스펙트럼 반응성에 따른 방사 보정 기준 판의 이론적 반사도 값을 구할 수 있다. RGB 영상 센서의 스펙트럼 반응성은 선행 연구 (윤 등, 2016)에서 스펙트럼 반응 기저 함수의 조합으로 얻은 Fig. 16의 모델을 사용하였다. 다중 밴드 센서의 스펙트럼 반응성은 Sequoia 사에서 제공한 센서 스펙트럼 반응성 모델을 사용하였다.

$$r_{k,i} = \frac{\int R_i C_k d\lambda}{\int C_k d\lambda} \quad (4)$$

where,

$r_{k,i}$ = Calculated reflectance value of radiometric calibration target

R_i = Reflectance spectrum of the radiometric calibration target

C_k = Spectral response of the image sensor

$k = r, g, b$ channels, i = Radiometric calibration targets

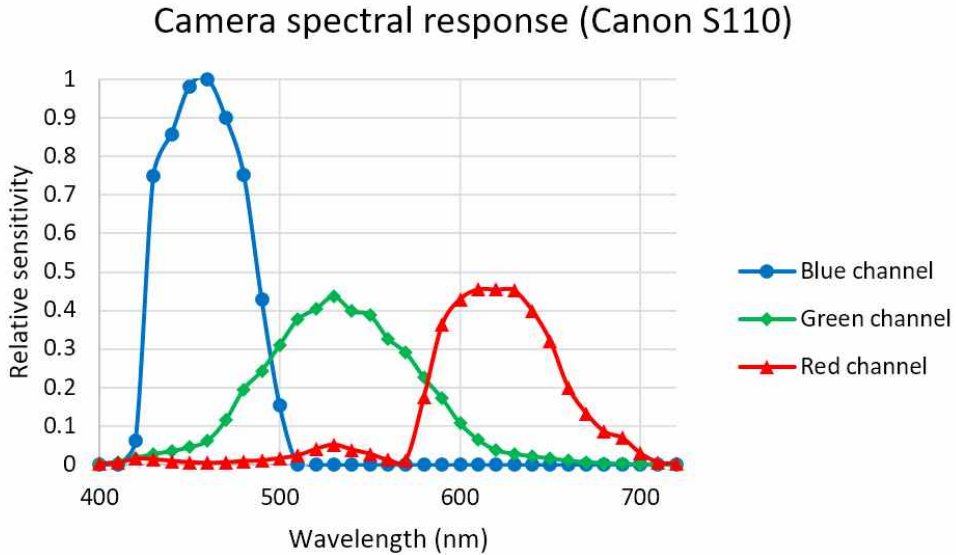


Fig. 16. Spectral response of the RGB camera (Canon S110).

Table 15와 16의 방사보정 기준 판의 표준 반사도 값과 원격탐사 영상의 디지털 숫자 값을 이용하여 센서의 각 파장대역의 영상마다 선형 회귀식을 계산하고 이를 이용하여 영상의 방사보정을 수행하였다. 이 때 사용되는 선형 모델식은 1차 함수(Eqn. (5))와 지수함수(Eqn. (6))를 이용하고자 하였으며 (Wang and Myint, 2015) 2017년 3월 24일자 RGB 영상과 Sequoia 영상 (Green, Red, Red edge, NIR)에서 캘리브레이션 타겟의 디지털 값을 읽고 (Tables 17 and 18), 기준 판의 이론적 반사도 값을 이용하여 모델링한 결과는 다음 Fig. 17과 18과 같다.

Table. 15. Surface reflectance values for Blue, Green, Red bands of calibration targets calculated in Eqn. (3) in terms of RGB camera.

Calibration targets	Calculated reference surface reflectance values		
	Blue	Green	Red
White (55%)	0.62	0.60	0.58
Gray1 (44%)	0.50	0.48	0.47
Gray2 (33%)	0.34	0.33	0.32
Gray3 (22%)	0.24	0.24	0.24
Gray4 (11%)	0.14	0.14	0.13
Gray5 (5%)	0.06	0.06	0.05
Black (3%)	0.03	0.03	0.03

Table. 16. Surface reflectance values for Blue, Green, Red bands of calibration targets calculated in Eqn. (3) in terms of Sequoia sensor.

Calibration targets	Calculated reference surface reflectance values			
	Green	Red	Red edge	NIR
White (55%)	0.52	0.52	0.52	0.52
Gray1 (44%)	0.42	0.42	0.42	0.42
Gray2 (33%)	0.31	0.31	0.31	0.31
Gray3 (22%)	0.21	0.21	0.21	0.21
Gray4 (11%)	0.10	0.10	0.10	0.10

Table. 17. Digital numbers for Red, Green, Blue bands of calibration targets in an images of 24th March, 2017.

Calibration targets	Image intensity for R, G, B channels		
	Blue	Green	Red
White (55%)	226	215	210
Gray1 (44%)	202	190	188
Gray2 (33%)	181	168	162
Gray3 (22%)	141	134	131
Gray4 (11%)	95	105	107
Gray5 (5%)	61	65	66
Black (3%)	37	39	36

Table. 18. Digital numbers for Green, Red, Red edge, NIR bands of calibration targets in an images of 24th March, 2017.

Calibration targets	Image intensity for R, G, B channels			
	Green	Red	Red edge	NIR
White (55%)	65300	65471	55917	51902
Gray1 (44%)	64827	54135	44305	41150
Gray2 (33%)	53384	41396	33870	31590
Gray3 (22%)	41283	31465	26066	24204
Gray4 (11%)	26290	21202	17232	16753
Gray5 (5%)	15755	14334	11833	12276
Black (3%)	11217	10907	9877	10090

$$r_k = A_k \times DN + B_k \quad (5)$$

$$r_k = A_k e^{B_k DN} \quad (6)$$

where,

B_k = Intercept of radiometric calibration equation

DN = Digital number of radiometric calibration target from image sensor

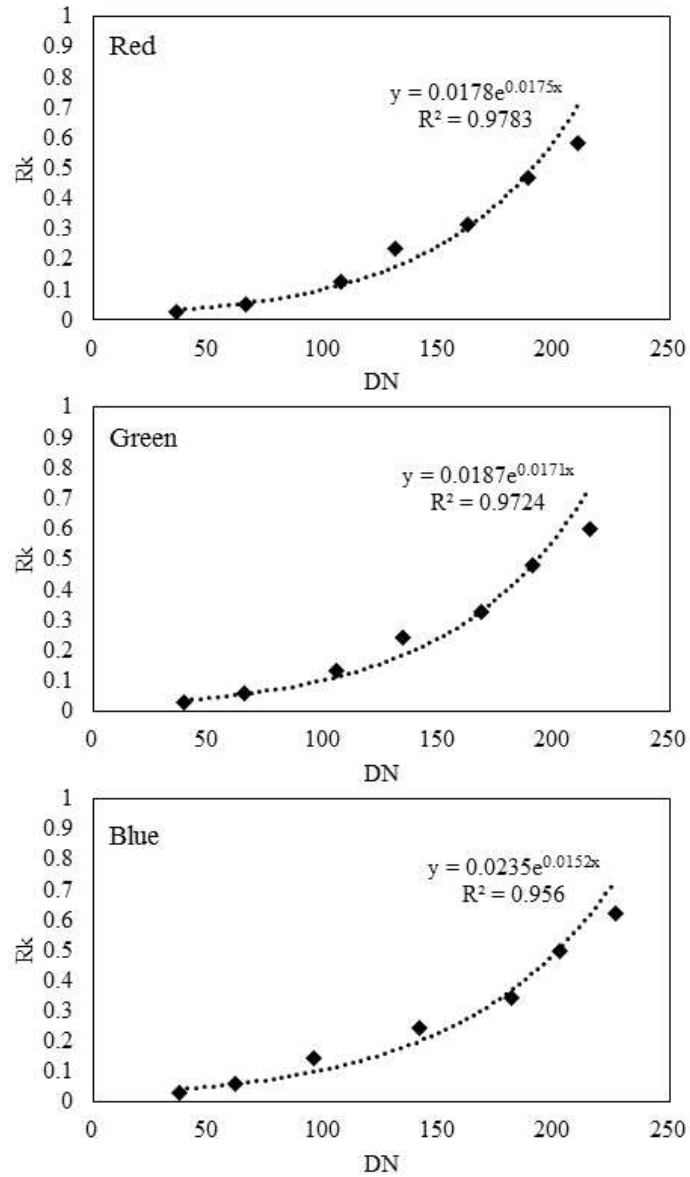


Fig. 17. Radiometric calibration result showing relationships with digital number and surface reflectance values in RGB layers of Canon S110 camera.

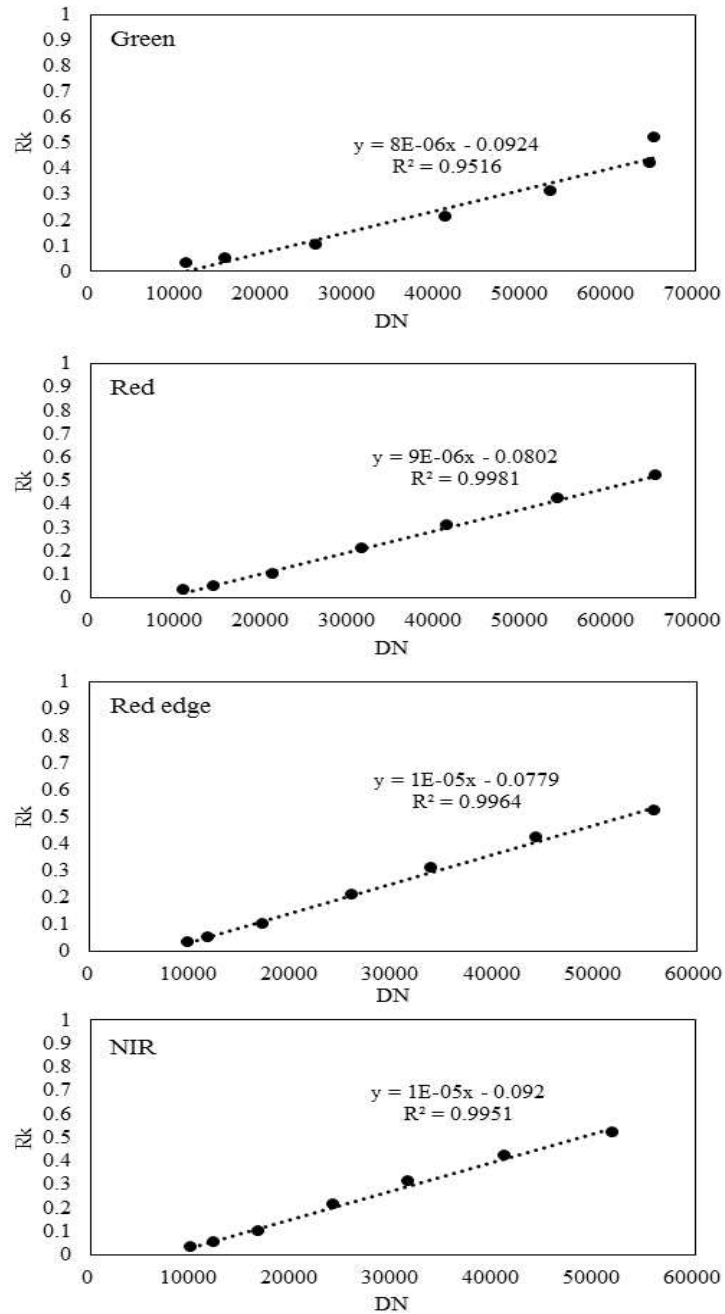


Fig. 18. Radiometric calibration result showing relationship with digital number and surface reflectance values in Green, Red, Red edge, NIR layers of Sequoia sensor.

모델링한 결과, Fig. 17, 18에서 RGB카메라의 R, G, B 채널, Sequoia 센서의 Green, Red, Red edge, NIR 채널 모두 영상 센서에 나타난 디지털 값과 방사 보정 기준 판의 표면 반사도와의 관계가 결정계수 0.95로 일정한 패턴이 있음을 알 수 있었다. RGB 카메라 영상의 경우 디지털 값과 기준판 이론적 값 사이의 관계는 지수 함수 형태로 나타났으며, Sequoia 센서의 경우에는 선형 1차 함수 형태로 나타났다.

이러한 결과를 토대로, 그 이후의 RGB 영상 방사 보정은 지수 함수로, Sequoia 영상 방사 보정은 1차 선형 함수로 이루어졌으며 각 layer에 대하여 A_k , B_k 결과는 Table. 19과 같다. 일사량의 날짜·시간적 변이 보상 및 대기 보정을 하고자 한 방사 보정은 Fig. 19과 같이 반사도가 일정한 물체의 Intensity를 다르게 받아들였던 0-255(8-bit)나 0-65535(16-bit)의 디지털 값 영상들을 보정하여, 반사도가 일정한 물체의 Intensity가 영상에서 같은 값을 갖도록 0-1의 반사도 (Reflectance) 영상으로 변환되었다. 이후의 작물 분할 기법 적용 및 식생 피복률 계산은 방사 보정된 영상을 이용하였다.

Table. 19. Digital numbers for Green, Red, Red edge, NIR bands of calibration targets in an images of 24th March, 2017.

Date		Color bands	A _k	B _k	R ²
17/03/24	Canon S110	Red	0.018	0.018	0.988
		Green	0.019	0.017	0.977
		Blue	0.024	0.015	0.965
	Sequoia	Green	0.00005	-0.105	0.941
		Red	0.00005	-0.088	0.999
		Red edge	0.00005	-0.087	0.998
		NIR	0.00005	-0.101	0.997
17/04/04	Canon S110	Red	0.0211	0.0159	0.957
		Green	0.0235	0.0141	0.953
		Blue	0.0191	0.0149	0.967
	Sequoia	Green	0.00005	-0.067	0.965
		Red	0.00005	-0.0722	0.977
		Red edge	0.00005	0.076	0.955
		NIR	0.000008	0.0281	0.9615
17/04/14	Canon S110	Red	0.038	0.017	0.864
		Green	0.033	0.016	0.900
		Blue	0.033	0.015	0.912
	Sequoia	Green	0.000009	0.0012	0.954
		Red	0.000009	0.0015	0.967
		Red edge	0.000010	0.0014	0.951
		NIR	0.000008	0.03	0.959
17/04/28	Canon S110	Red	0.0209	0.0158	0.948
		Green	0.0225	0.0151	0.963
		Blue	0.0198	0.0159	0.969
	Sequoia	Green	0.00005	-0.068	0.965
		Red	0.00005	-0.073	0.978
		Red edge	0.00005	0.077	0.955

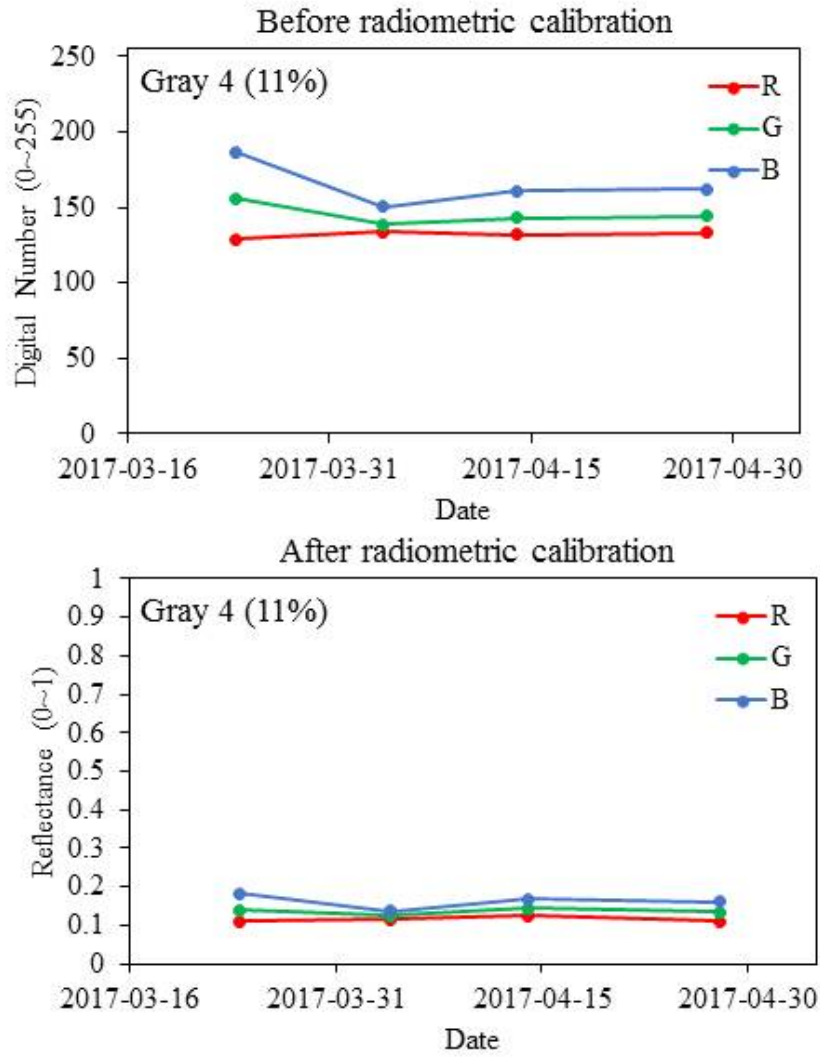


Fig. 19. The results of digital numbers to reflectance.

2.3.3. 양파·마늘 작물 분할 기법 개발

양파, 마늘은 뿌리 작물로서 초기 생육 단계의 잎의 영양분이 중·후기 생육 단계의 잎의 영양분이 중후기 생육 단계에서 뿌리로 이동하기 때문에 초기 생육 단계의 잎 건강도가 수확량에 큰 영향을 미친다. 따라서 양파, 마늘 처리구의 식생 피복률은 작물 생육 상태 평가의 중요한 인자가 되며 식생 피복률의 정확한 측정 및 계산이 필요하다. 처리구의 식생 피복률을 정확하게 계산하기 위해서는 양파, 마늘의 픽셀을 배경에서 추출하는 작물 분할 기법 (Crop Segmentation)이 필요하다. 영상에 나타난 작물을 토양, 비닐 등 다양한 물체들을 포함하고 있는 배경으로부터 분리해내는 작업은 생육의 중요한 정보를 포함하고 있는 식생 피복률 계산뿐 만 아니라 영상을 통한 식생 분석에서 배경의 영향으로 인한 노이즈를 줄여준다. 그러나 양파와 마늘과 같은 얇은 잎에 대하여 UAV 영상으로 작물 분할 기법을 고찰한 사례가 부족하다.

일사량의 시공간적 변이가 큰 노외 조건에서 양파·마늘과 같은 얇은 잎을 가진 작물의 경우 일사량의 변이에 의한 식생 피복률 계산 오차가 크게 발생한다. 원격탐사 영상에서 필수적으로 적용되는 방사 보정 후에도 전체 발의 영상 내에는 일사량의 공간 변이가 해결되지 못한 상태이며 이를 하나의 임계값 (Threshold value)로 토양과 식생을 분리할 때 좋지 않은 작물 분할 성능을 보인다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 연구에서 사용하고 있는 Retinex 알고리즘 (Land 와 Maccan, 1971)은 명암재현의 방법으로 인간의 시각적인 모델을 바탕으로 조명성분의 영향을 줄이는 기법이다. 그 중 SSR (Single Scale Retinex) 알고리즘은 Eqn. (7)과 같이 Log 연산을 근간으로 Gaussian 함수 (Eqn. (8))를 이용하여 입력 영상의 조명 성분(illumination)을 추정하고 추정된 조명성분을 입력영상으로부터 제거하여 사물의 특징을 표현하는 반사 성분을 구해낸다. 구해진 반사성분에서 색을 복원하고 게인 (Gain)과 오프셋 (Offset)을 적용하는 과정을 거쳐 최종 결과 영상을 생성하게 된다. Retinex 알고리즘을 이용하여 방사 보정으로 해결되지 못했던 공간적 일사량 변이를 제거하고자 하였다.

$$R_k(m, n) = \log I_k(m, n) - \log[F(m, n) * I_k(m, n)] \quad (7)$$

$$F(x, y) = K e^{-\frac{x^2 + y^2}{c}} \quad (8)$$

where,

R = Retinex output

I_k = k th spectral band distribution

F = Gaussian fuction as the surrounded fuction

$*$ = Convolution operation

$$K = \frac{1}{\iint F(x, y) dx dy}$$

c = Standard deviation of the Gaussian function

국내 밭작물 재배 시 사용되는 비닐은 작물 분할 성능을 낮추는 요인이다. 따라서 비닐 분리에 대한 고찰 역시 필요하며 비닐과 작물을 분리해낼 수 있는 색 공간 및 색 채널 선정이 필수적이다. 토양 및 배경, 식물을 분리하기 위하여 가장 널리 사용되고 있는 ExG (Excess Green), ExR (Excess Red), NDI (Normalized Differential Index)와 같은 식생지수에 대한 고찰이 많은 선행 연구에서 진행되었다. 지푸라기, 토양, 돌이 섞여 있는 토양과 야외 조건에서 식생의 분리가 잘 된다고 알려져 있는 ExG는 무인기를 사용하는 원격탐사 및 생육 모델링 논문에서 가장 많이 사용되고 있는 식생지수이다. 그러나 ExG는 예비 실험 결과, 비닐이 존재하는 배경에서 작물 분할 성능이 좋지 않음을 확인하였다.

따라서 컬러 기반 작물 분할 기법의 첫 번째 단계인 색 채널별 히스토그램 분석을 통해 비닐과 작물을 구분할 수 있는 색 채널을 선정해야한다. RGB 영상을 기반으로 작물 분할 기법을 제시하기 위해 RGB 영상을 Red, Green, Blue 레이어로 분리하여 분석하였으며, RGB 색 공간에서 HSV와

CIE L*a*b* 색 공간으로 변환시켜 각각의 색 채널에 대하여 작물, 비닐, 토양 히스토그램 분석을 진행하였다. 이러한 분석을 통해 비닐이 존재하는 배경에서 작물을 추출해내기 위한 최적의 색 채널을 선정하였다.

자동 Threshold 기법인 Otsu's threshold는 간단하면서도 성능이 좋아 작물 분할 기법을 연구하는 많은 연구자들이 사용하는 기법이다. Otsu's method는 영상 속의 픽셀이 두 개의 클래스로 이루어져 있으며, 영상의 픽셀 히스토그램이 물체와 배경으로 이루어진 쌍봉 형태로 이루어져 있다고 가정한다. 이때 Otsu's 방법은 문턱값 T를 기준으로 영상 픽셀들을 두 클래스로 분류했을 때 두 클래스간의 Intra-class variance (Eqn. (9))를 최소화 하거나 클래스 내부의 Inter-class variance (Eqn. (10))를 최대화 하는 문턱값 T를 계산한다. 영상에서 문턱값 T보다 낮은 값을 갖는 픽셀들의 비율을 α , 픽셀 값의 평균을 μ_1 , 분산을 σ_1^2 라 하고 문턱값 T보다 높은 값을 갖는 픽셀들의 비율을 β , 픽셀 값의 평균을 μ_2 , 분산을 σ_2^2 라고 할 때 Intra-class 분산과 Inter-class 분산은 각각 다음과 같이 계산된다(Otsu, 1975).

$$\text{Intra-class variance} = \alpha\sigma_1^2 + \beta\sigma_2^2 \quad (9)$$

$$\text{Inter-class variance} = \alpha\beta(\mu_1 - \mu_2)^2 \quad (10)$$

Otsu's threshold 방법은 영상의 히스토그램에서 T값을 변화시켜 가며 Inter-class variance가 최대가 되는 값 T를 찾아서 이를 문턱 값으로 정한다. 자동으로 임계값을 결정해주는 히스토그램 분석 기법이므로 많은 영상을 한꺼번에 처리하기에 간편하며 계산 과정이 복잡하지 않아 처리 시간이 빠르다는 장점이 있다. 본 연구에서도 자동 임계값 결정 방법으로 Otsu's threshold method를 이용하였다.

앞서 기술한 영상처리 알고리즘을 종합하여 시공간적 일사량 변이가 큰 노외 조건과 비닐이 있는 배경 조건, 그리고 초·중기 생육 단계에서 얇은 잎을 가진 양파·마늘의 작물 분할 기법을 제안하였으며 그 전체적인 흐름은 Fig. 20에 나타내었다. 제안한 작물 분할 기법 성능을 평가하기 위하여

양파·마늘의 생육 초기 단계에 1 m x 1 m로 얻은 영상 60 장의 샘플을 뽑아 ENVI 5.4 (Harris, USA) 프로그램을 이용하여 육안으로 보고 손으로 직접 그려 대조군 데이터로 이용하였다. 성능 평가 지수 (Torres-Sanchez 등, 2015)는 Eqn. (11)에 제시된 식으로 계산하여 제안한 양파·마늘 작물 분할 기법 성능을 평가하였다.

$$Error (\%) = 100 \times \left| \frac{Estimated\ crop\ area - Actual\ crop\ area}{Actual\ crop\ area} \right| \quad (11)$$

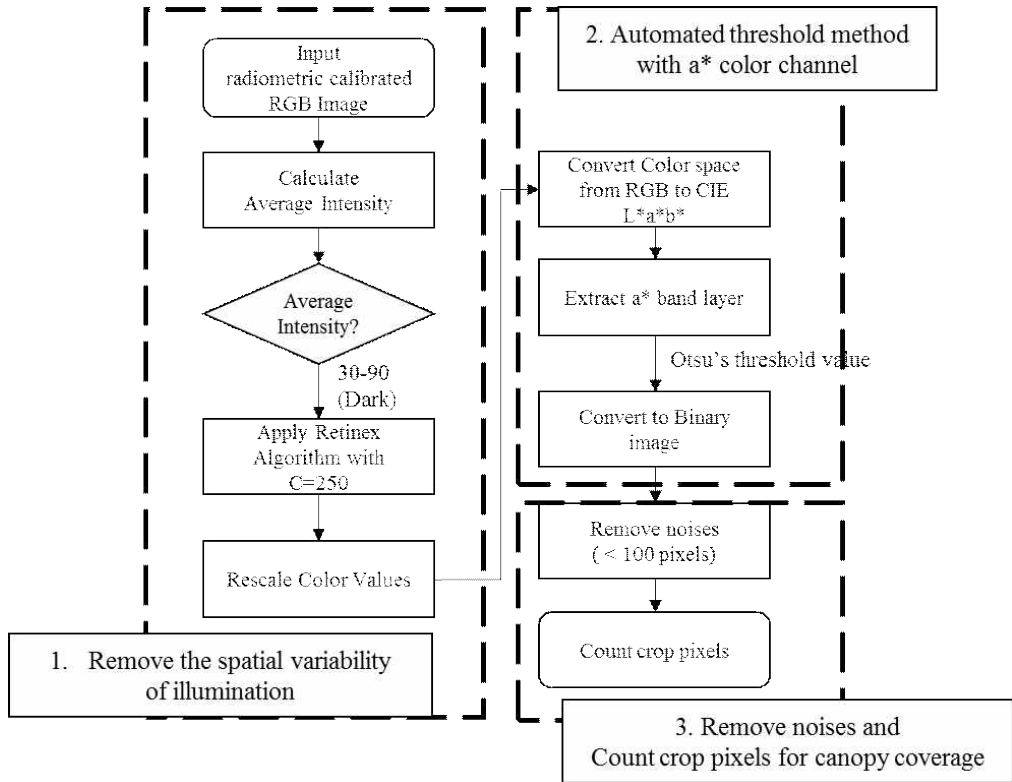


Fig. 20. The flow chart of the proposed image processing methods for extracting crop pixels from complex backgrounds with soil and plastic films.

또한 비닐, 토양이 공존하는 배경 조건과 노외조건 및 무인기 영상에서의 적용성 및 독창성 (Originality)을 확인하기 위하여, 제안한 작물 분할 기법을 무인기 원격탐사 및 작물 분리 기법 중에 가장 널리 사용되고 있는 ExG (Excess Green) 지수를 기반으로 Otsu's threshold method 기법의 성능과 비교하였다. 또한 Retinex 알고리즘의 일사량 공간 변이 제거 효과를 확인하기 위하여 본 논문에서 선택한 a^* 색 채널 기반 Otsu's threshold method 기법의 성능과도 비교하였다. 통계적 유의성을 판단하기 위하여 통계 처리는 SAS 소프트웨어(SAS 9.4, SAS Institute, USA)를 사용하였다.

2.4. 밭작물 무인기 원격탐사 영상 분석 기법 연구

제안한 작물 분할 기법으로 추출된 작물 픽셀로만 구성된 이진화 영상(Binary Image)는 Fig. 21과 같이 Mask로 사용되어 각 처리구의 작물 식생 피복률을 계산하는 데 사용되며, 3D 모델링으로 얻은 높이 데이터에서 작물 높이 (Max, Mean, Min)만을 추출할 수 있다. 또한 추비 효과를 보기 위한 연구에서, 다중 밴드 센서로 얻은 Red 및 NIR 영상을 래스터 계산하여 얻은 NDVI (Normalized Differential Vegetation Index) 영상에서 작물을 추출하여 작물의 NDVI만을 계산하는 데 사용된다. 밭작물 무인기 원격탐사 영상을 분석한 전체 과정은 전처리 과정을 포함하여 Fig. 22과 같다. 앞서 기술한 지오태깅 과정, 영상 정합 및 3D modeling, 방사 보정 및 작물 분할 (추출)의 영상처리 과정은 양파·마늘의 생육 모델링을 위한 일련의 영상 분석 기법이다.

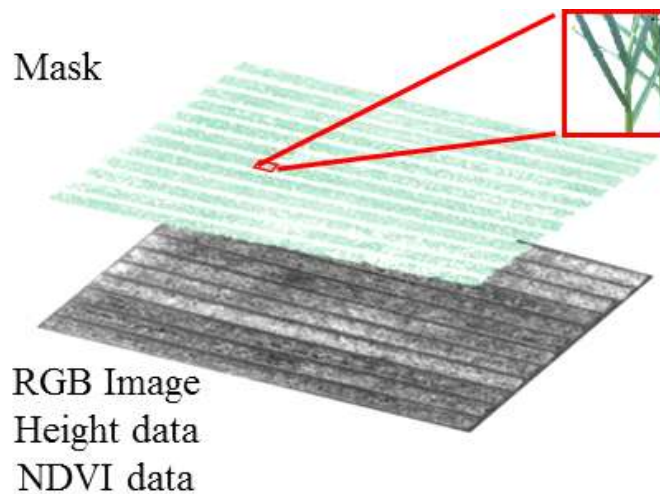


Fig. 21. Extraction of growth status information using a mask.

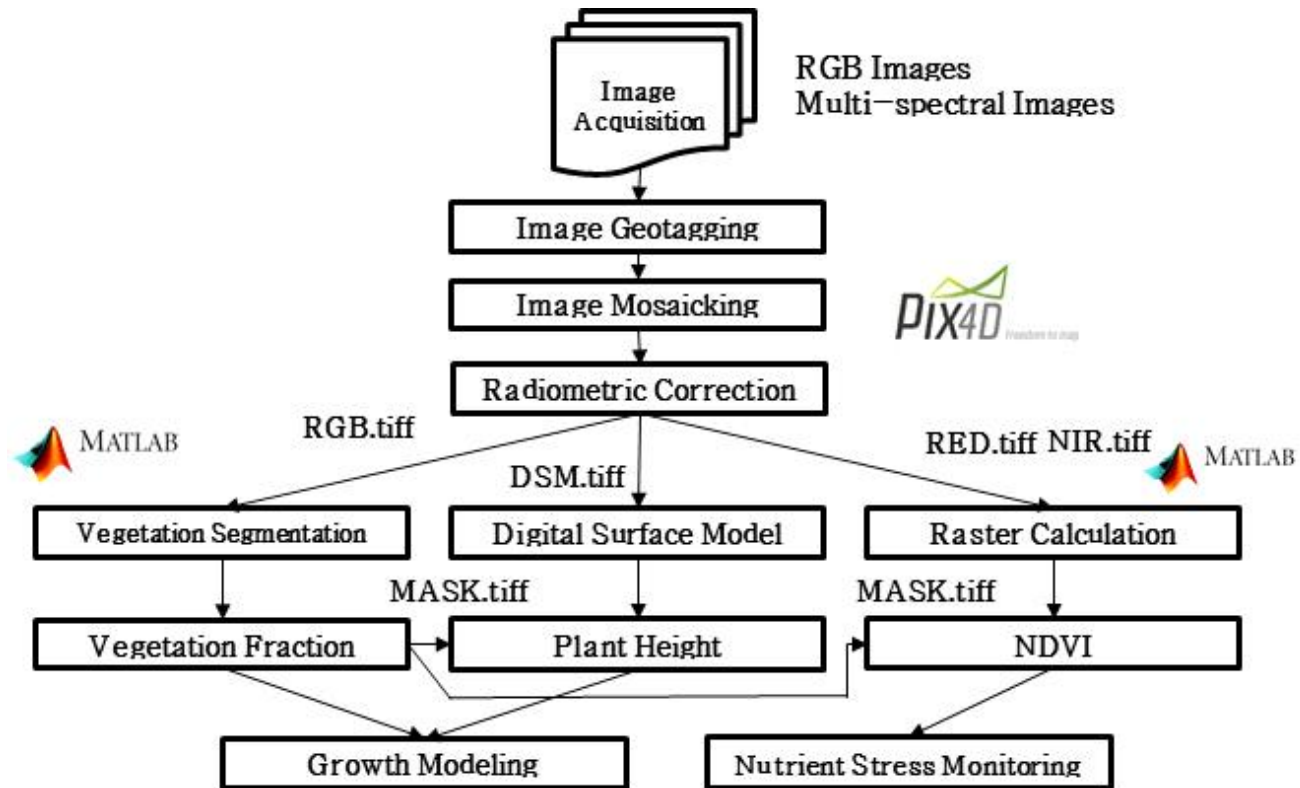


Fig. 22. Overall procedure of UAV remote sensing image analysis for monitoring growth status biophysically and biochemically.

2.4.1. 처리구별 작물 식생 피복률 계산

앞서 제안된 작물 분할 기법을 적용하여 추출된 작물의 식생 피복률은 Fig. 23과 같이 1 m x 1 m의 동일한 크기의 영역 (ROI, Region Of Interest)에 대하여 작물로 구분된 픽셀 수를 영역의 전체 픽셀 수로 나누어 계산하였다(Eqn. (12)). 즉, 식생 피복률은 주어진 ROI 내에서 작물이 차지하는 비율을 의미한다. 이때 ROI는 해당 처리구 식생 정도의 평균이라고 판단되어지는 영역으로 선택했으며 각 처리구를 대표한다고 가정하였다. 계산한 식생 피복률을 생육 처리구의 대푯값으로 정하여 생육 추정 모델에 독립변수로 사용하였다.

$$Vegetation\ fraction(VF) = \frac{No.\ of\ crop\ pixel}{No.\ of\ total\ pixel} \quad (12)$$

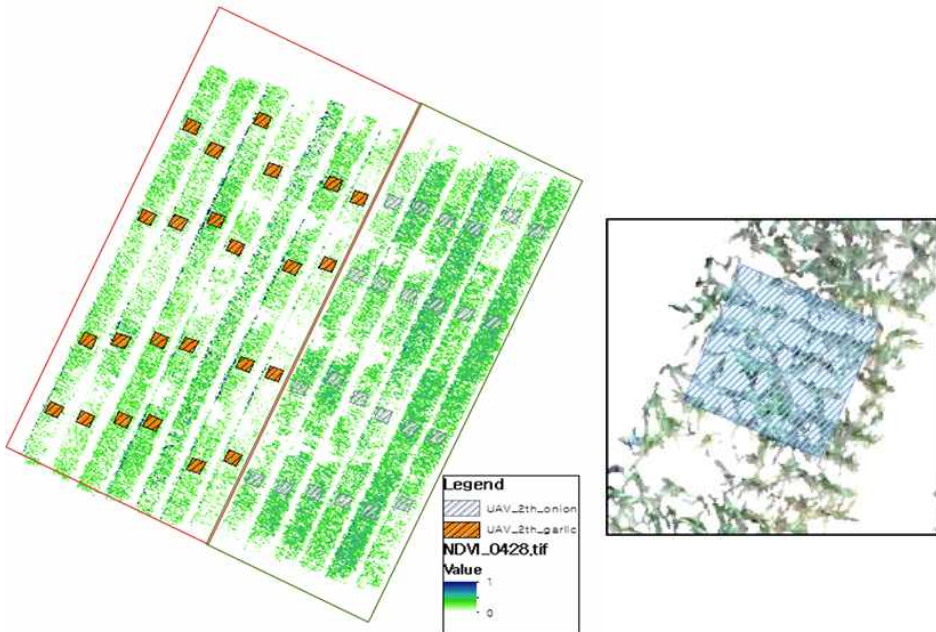


Fig. 23. Regions of interest (1mx1m) in the test field.

2.4.2. 작물 표면 모델 분석을 통한 작물 높이 예측

Bendig 등 (2014)에 따르면 영상 정합 과정에서 생성된 3D 모델의 시간에 따른 변화를 분석하면 작물의 높이를 예측할 수 있다. Fig. 24와 같이 작물이 심어지기 전, 두둑 성형 및 비닐 피복이 완료된 상태에서 SfM 알고리즘을 이용하여 디지털 지형 표면 모델 (Digital Terrain Model, DTM)을 지리정보를 포함하고 있는 래스터 파일인 GeoTiff파일 형식으로 얻고, 추후에 얻은 영상들로부터 얻어진 디지털 표면 모델 (Digital Surface Model, DSM)에서 DTM을 빼면 작물의 높이를 예측할 수 있다. 이 때 무인기 촬영 기간인 약 7개월 동안 DTM은 변하지 않는다고 가정하였다.

$$\text{Crop Height} = \text{Digital Surface Model} - \text{Digital Terrain Model} \quad (13)$$

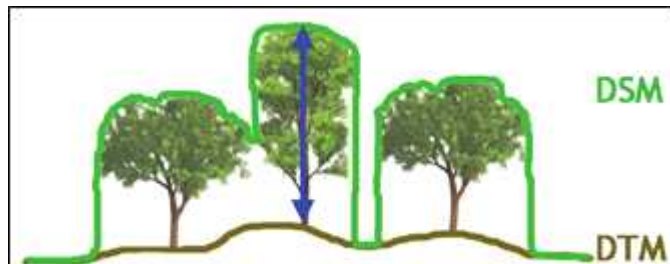


Fig. 24. Calculation of crop heights using Digital Terrain Model and Digital Surface Model. (from Perko et al., 2010)

획득한 작물 높이 영상 (*.GeoTiff)은 앞서 획득된 마스크 파일이 적용되어 Fig. 25와 같이 배경이 제거되어 분석된다. 이 때 마찬가지로 식생 피복률 계산 시 사용된 ROIs (Regions of Interest)를 이용하여 해당 영역의 최대 높이, 평균 높이, 최소 높이를 추출할 수 있으며 ArcMap (ver 10.1, Esri, USA)을 이용 식생 피복률과 마찬가지로 최대 높이 값을 생육 처리구의 대푯값으로 정하여 생육 추정 모델에 독립변수로 사용하였다.

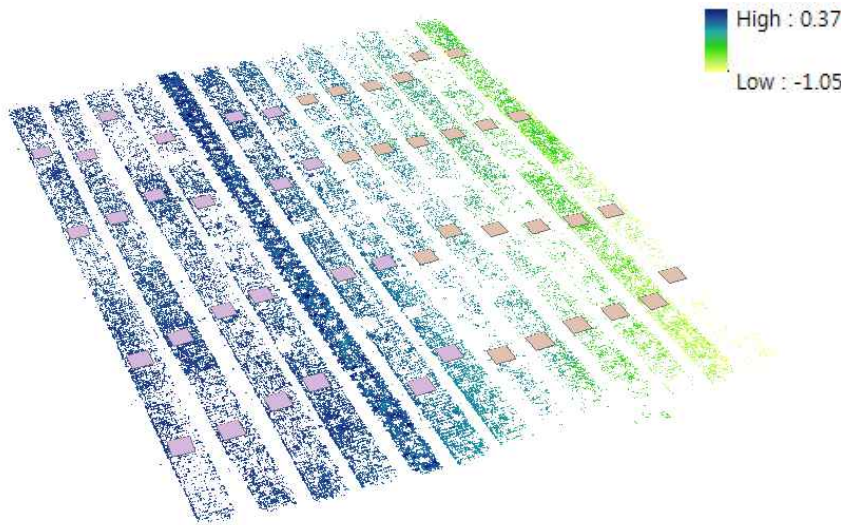


Fig. 25. Masked crop height map.

한편 작물 표면 높이 모델에서 작물의 높이 인자로써 동일 실험 처리 영역에서의 작물 표면 높이 모델의 최대 높이 값을 추출하였다. 지상에서 생육 조사 시 측정하는 작물의 높이는 작물을 파괴적으로 뽑아 줄자를 이용하여 측정하는, 가장 긴 잎의 길이를 의미한다. 그러나, UAV로 예측하는 작물의 높이는 심어져 있는 상태의 높이로, 지상에서 생육 조사 시 측정하는 작물의 높이보다 작다. 이러한 이유로 발생하는 오차는 보정 식을 이용하여 보상해줄 수 있다.

작물 높이 예측 성능 평가를 위하여 실제 양파·마늘 작물의 지면으로부터의 높이를 측정한 것과 예측된 작물 높이 값을 비교하였다. 이 때, Point Clouds 형태에서 Triangle Mesh 형성 시 평면을 선택하는 과정에서 일반적으로 Point Clouds의 상대적 위치보다 낮게 형성되는 경향이 있기 때문에 최대 높이 역시 실제 지상에서 측정한 높이보다 낮을 것이라는 예상할 수 있었으며, 실제 측정 높이 값과 예측 높이 값을 비교하여 표준제곱근 오차값과 결정계수 값을 분석하였다. 분석 결과 얻은 실제 값과 예측 값의 선형 회귀식을 이용하여 생체중 예측 모델링 시, 예측 값을 보정하고자 하였다. 보정된 예측 높이 값을 이용하여 생체중 추정 모델에 독립변수로 사용하였다.

2.4.3. 다중 밴드 센서 영상을 이용한 식생 지수 계산

추비 효과를 다중 밴드 센서 영상으로 볼 수 있는 지 확인하고자 NDVI (Normalized Differential Vegetation Index) 지수를 이용하고자 하였다. 다중 밴드 센서의 Red 및 NIR 레이어를 이용하여 Eqn. (12) 식을 통해 계산하였다.

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (14)$$

NDVI는 가장 널리 사용되는 반사도 기반 작물의 스트레스 지표로 사용되며, 식물의 엽록소양에 따른 가시광선 및 근적외선 영역의 흡수 차이로 계산된다. NDVI 지수가 품종, 환경적 스트레스, 시비 조건, 병해충 피해 정도에 따라 달라지는 사실에 기초하여 양파·마늘의 추비 효과를 확인할 수 있는지, 추비량을 3 수준으로 처리하였으므로 추비량 및 영양 상태 변이를 관찰할 수 있는지 고찰하고자 하였다.

다중 밴드 센서로 얻은 NDVI 값의 정확성을 판단하고자 필드 스펙트로미터(FieldSpec, ADS Inc., USA)를 이용하여 검증한 결과는 Fig. 27과 같다. 대상 물체는 마늘, 콘크리트, 토양, 검은 비닐, 빨간 철뚜껑, 쇠 하수구, 철봉 등이었다.

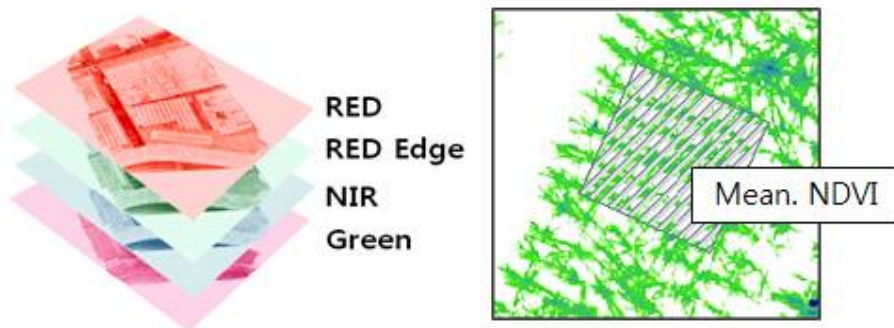


Fig. 26. Layer overlay analysis for calculating the means. NDVIs of ROIs.

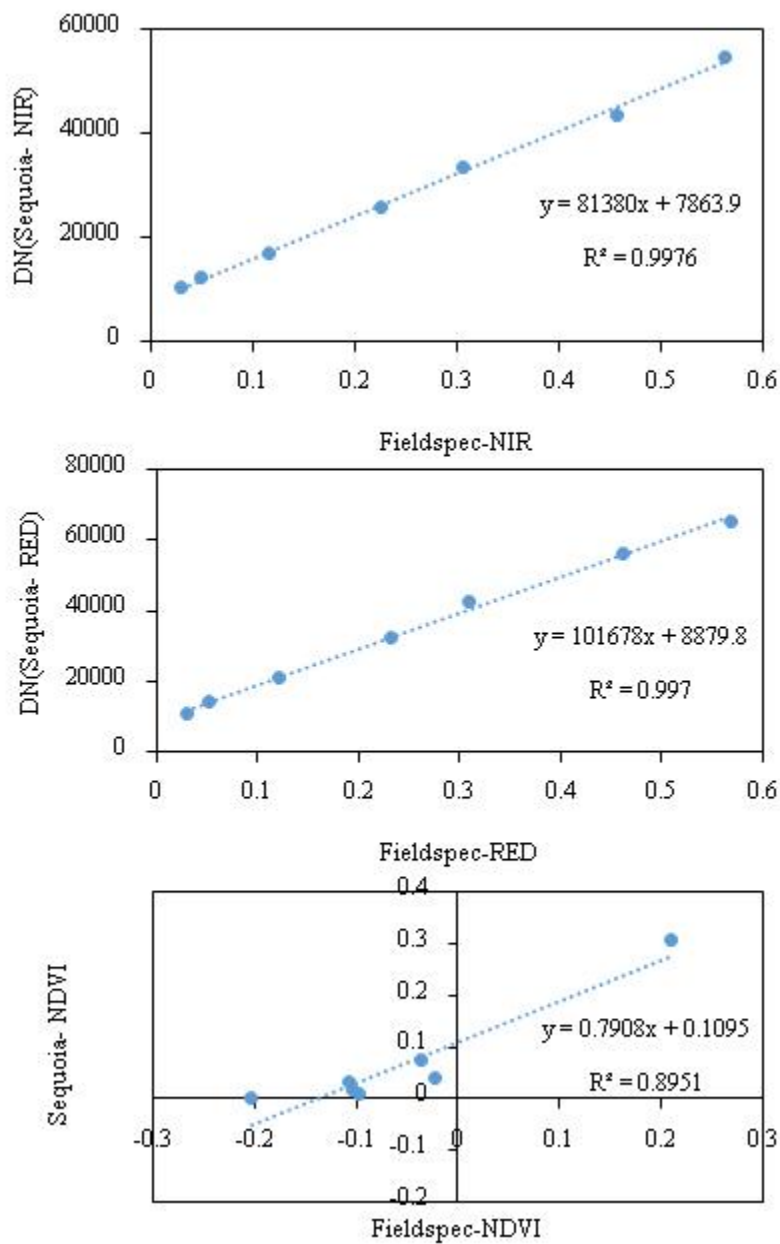


Fig. 27. Verifying accuracy of NDVI values of the multi-spectral camera.

다중 밴드 센서를 이용하여 얻은 Green, Red, Red edge, NIR, 각각의 band 영상을 RGB영상과 마찬가지로 영상정합, 방사 보정 과정을 적용했으며, 앞서 획득한 식생 Mask를 이용하여 작물을 추출했다. 그 후에 Eqn. (12)를 이용, NDVI를 계산하였다. 작물을 제외한 배경의 픽셀 값은 0으로 통일했으며 ROI 내의 NDVI 값 평균을 사용하여 처리구별 NDVI 값을 비교하였다. 이 때 NDVI는 절대적인 잎의 면적이 자랄수록 (식생 피복률이 클수록), 각 픽셀 값의 NDVI가 높을수록 커지게 된다. 즉 물리적으로 영양 상태가 좋을수록, 화학적으로 영양 상태가 좋을수록 커지게 된다. 각 처리구별 NDVI 시계열 분석을 진행했으며, 추비량에 따른 생육 변이를 NDVI 지수로 볼 수 있는 지 가능 여부와 가능하다면 어느 생육 단계에서부터 확인할 수 있는지 판단하고자 하였다.

2.5. 밭작물 무인기 원격탐사 양파, 마늘 생체중 예측 모델 개발 연구

본 연구에서는 무인기 원격탐사 영상 기반 양파와 마늘 생육을 예측하는 기술을 개발하기 위하여 RGB 영상 및 제안한 작물 분할 기법을 기반으로 계산한 작물의 식생 피복률과 SfM 기반 작물의 높이 예측값을 독립변수로 하고, 지상에서 전자 저울을 이용하여 측정한 양파와 마늘의 주요 생육인자인 지상부 무게, 지하부 무게, 1주 무게를 종속변수로 하여 각 생체중별 다중 선형 회귀식 모델을 개발하고자 하였다. 통계 처리는 SAS 소프트웨어(SAS 9.4, SAS Institute, USA)를 사용하였다.

3. 결과 및 고찰

3.1. 발작물 무인기 원격탐사 영상 분석 전처리기법 연구

3.1.1. 양파·마늘 추출을 위한 색 채널 히스토그램 분석

RGB 영상을 기반으로 비닐, 토양이 존재 하는 배경에서 양파와 마늘을 추출하고자 CIE $L^*a^*b^*$ 및 HSV 색 공간으로 변환시켰으며, Fig. 28과 같이 각각의 색 채널에 대하여 레이어 분리하였다. 각 색 채널로 분리된 영상을 봤을 때, 다른 색 채널에서보다 a^* 색 채널에서 작물이 배경과 분리되어 눈에 띄는 것을 확인할 수 있다. 좀 더 명확하게 확인하기 위해 ENVI 5.4 (Harris, USA) 프로그램을 이용하여, 사람 눈으로 봤을 때 토양, 비닐, 작물이 있는 영역을 잡고 각 색 채널에 대하여 토양, 비닐, 작물 픽셀 히스토그램을 나타내었다 (Fig. 29). 히스토그램 분석 결과, a^* 외의 다른 색 채널에서는 토양, 비닐, 작물의 히스토그램이 넓은 영역에서 많은 부분

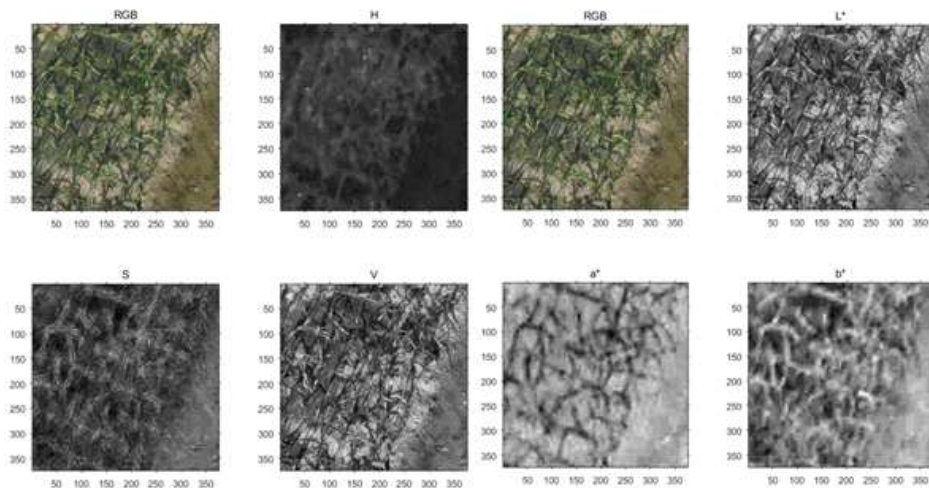


Fig. 28. Example images of the decomposed color channel: HSV and CIE $L^*a^*b^*$.

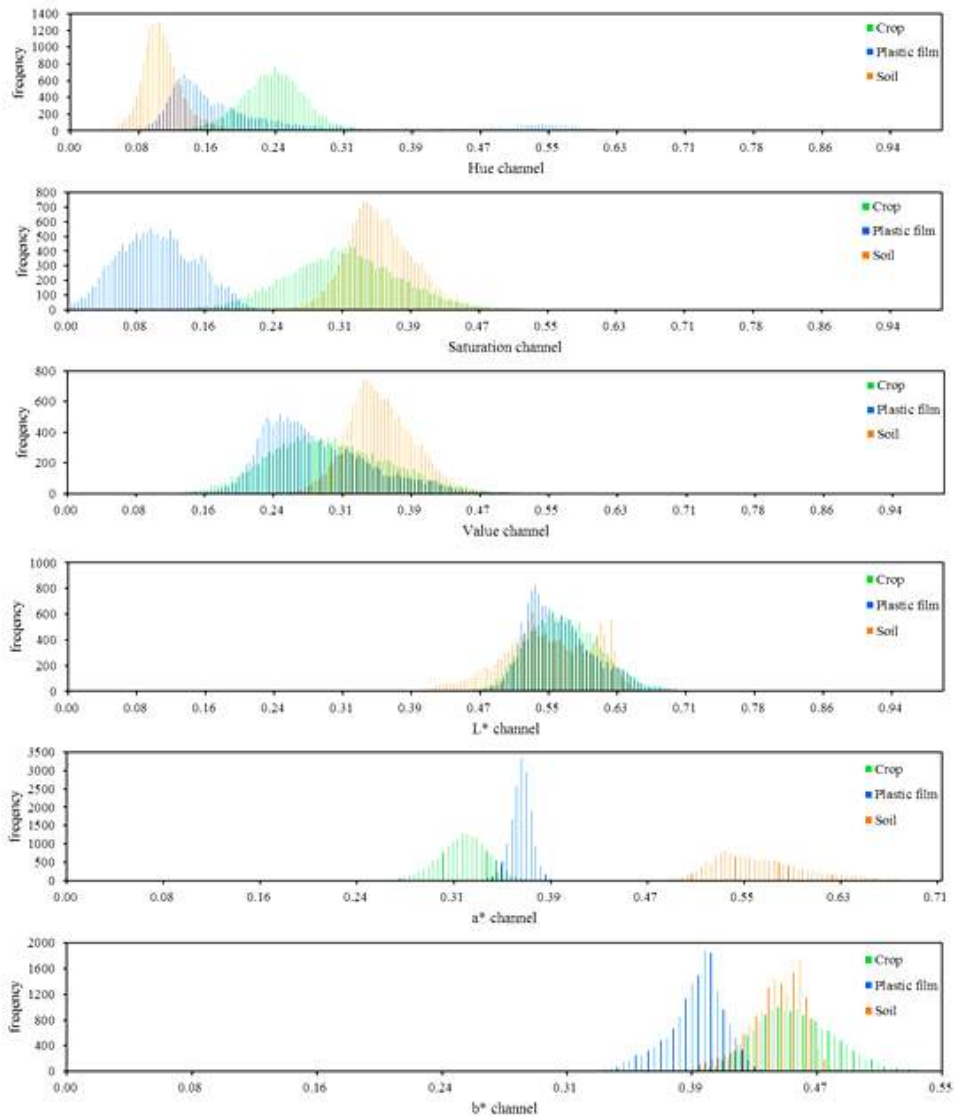


Fig. 29. The histograms of pixels of three regions; Crop, Plastic film, and Soil in H, S, V, a*, b* color channel after the radiometric calibration under field conditions.

겉치는 것을 육안으로 확인할 수 있다. 이러한 히스토그램 관계를 보이는 경우, 그 색 채널은 토양, 비닐, 작물을 분리하는 데 쓸 수 없다는 것을 의미한다. a* 색 채널의 경우, 작물과 비닐의 히스토그램이 좁은 영역

에서 겹치는 것을 확인할 수 있는데, 이는 무인기 영상의 해상도 한계 및 작물의 가장자리에서 블러 (Blur) 현상이 일어나 비닐 색 정보와 작물 색 정보가 흐릿하게 섞여 발생했다고 볼 수 있다. 특히 양파와 마늘 같은 경우에 얇고 긴 잎을 가지고 있기 때문에 면적 대비 가장자리 비율이 높고 그로부터 발생하는 오차가 작물 분할 기법 성능 저하를 일으킨다. 따라서 영상 선명화 (Image Enhancement) 처리 기법이 필요하며 Retinex 알고리즘 역시 영상 선명화의 효과를 보이므로 이를 이용하여 이러한 문제점을 보완하고자 하였다.

이러한 결과로 종합하여 a^* 색 채널이 비닐과 토양이 공존하는 배경 조건 및 노외 조건에서 양파·마늘을 추출하는 데 적합한 색 채널이라는 것을 알 수 있었다. 따라서 그 이후의 영상처리 단계에서 자동 임계값 결정 알고리즘인 Otsu's threshold method 과정에서 a^* 색 채널을 이용하였다.

3.1.2. 양파·마늘 추출 알고리즘 제안 및 성능 평가

Fig. 20에 나타난바와 같이 사 보정된 영상을 Retinex 알고리즘, a* 밴드 이용 Otsu's 방법을 적용하여 방사보정+ Retinex + a*-Otsu's 방법으로 이루어진 하나의 작물 분리 알고리즘을 개발하였다. Retinex 알고리즘이 적용되는 과정 및 단계별 영상들은 다음 Fig. 30에 나타내었다. 0-255 (8-bit)로 획득했던 RGB 영상을 방사보정하면, 0-1 (Reflectance)로 데이터 형식이 바뀌고 상대적으로 어둡게 표현된다. 그 후, 다시 0-255 (8-bit) 형식으로 변환시켜 각각의 색 채널마다 표준편차가 250인 (Choi 등, 2015) 가우시안 필터를 적용시켜 일사량의 공간 변이를 구했다. 원래의 방사 보정된 영상에서 이렇게 얻은 일사량의 공간 변이 영상을 뺄으로써 영상의 조도량을 일정하게 조정해주었다. Retinex 알고리즘은 Log 스케일로 변환시켜 빼주는 과정이기 때문에 다시 단위를 변환시키는 과정을 거쳐야한다. 최종적으로 Retinex 알고리즘을 적용시켜 얻은 영상은 Fig. 30과 같다.

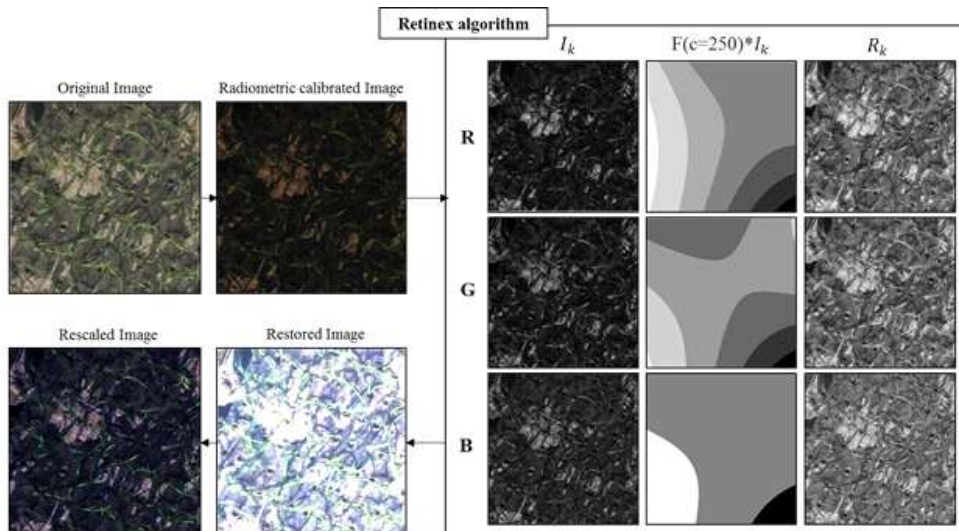


Fig. 30. Step-by-Step images on the processing of applying Retinex algorithm.

Retinex 알고리즘이 적용된 RGB영상은 CIE L*a*b* 색공간으로 변환시켜 a* 색 채널의 영상을 분리시켰으며, 그 후 Otsu's threshold 기법을 이용하여 자동으로 임계값을 계산하여 토양과 비닐, 그리고 작물 픽셀을 분리해 내었다. 제안한 작물 분리 알고리즘을 적용시켜 얻은 결과는 Fig. 31과 같다. 육안으로 보며 손으로 직접 그려 추출한 작물 식생 피복률과 제안한 작물 분리 알고리즘을 이용하여 추출한 작물 식생 피복률을 비교하여 제안한 작물 분리 알고리즘 성능을 평가한 결과는 Fig. 32와 Fig. 33과 같다.

성능 평가를 위해 60장의 샘플에 대하여 평가를 진행하였으며 ExG-Otsu's 기법, a*-Otsu's 기법, Retinex+a*+Otsu's 기법의 성능을 성능 평가 지표인 Error (%)를 이용하여 비교한 결과는 Fig. 33과 같다. 기존에 많이 사용되는 ExG-Otsu's 법의 오차는 평균 45.5%, 표준편차 17.8%이며, a*-Otsu's 기법의 오차는 평균 18.6%, 표준편차 11.9%였다. 반면 Retinex+a*+Otsu's 기법의 오차는 평균 12.1%, 표준편차 8.4%로 Retinex 알고리즘을 적용하지 않았을 때보다 그 오차가 34.9% 감소했으며, ExG-Otsu's 기법보다는 73.4% 오차 감소 효과를 보였다.

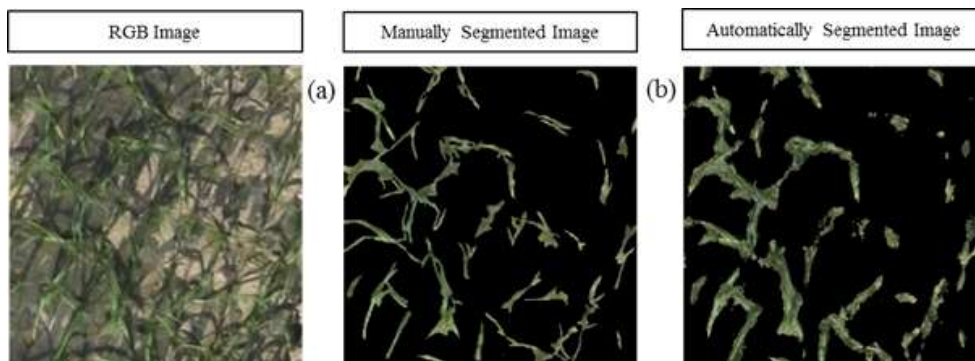


Fig. 31. Comparison of (a) the manually segmented crop pixels and (b) the automatically segmented crop pixels with the proposed crop segmentation method.

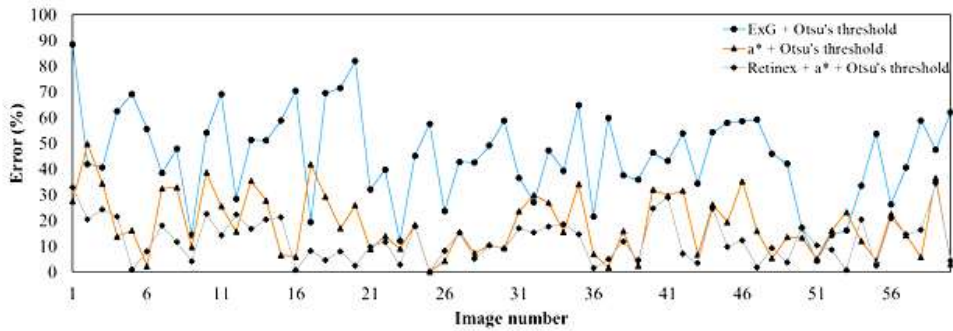


Fig. 32. Comparison of the performances of other crop segmentation methods: ExG-Otsu's threshold method and a* color channel-Otsu's threshold method.

통계 분석 프로그램을 이용하여 3가지 작물 분할 기법 성능의 통계적 다중비교법을 적용한 결과 3가지 기법 간에 통계적 유의 차이가 존재함을 확인하였으며 Retinex와 a* 채널을 함께 사용하는 방법이 마늘과 양파 영상을 가장 정확하게 분리할 수 있음을 확인하였다 ($p < 0.05$) (Fig. 33).

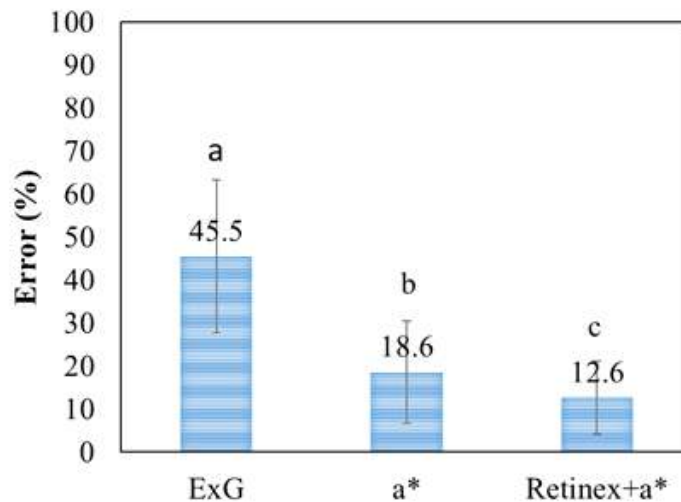


Fig. 33. The average and standard deviation of Error (%) of 60 sample images for evaluating the segmentation performance and statistical significance represented as a, b, c ($p < 0.05$) by the statistical analysis in SAS 9.4.

이러한 결과들을 종합하면, 본 연구에서 제안한 작물 분할 기법은 양파·마늘의 작물 식생 피복률을 계산하는 데에 좋은 성능을 보임을 확인하였다. 특히 농업 관측용 무인기 영상에서 서로 다른 시공간적 일사량 조건과 비닐 및 토양이 섞여 있는 배경 조건에서 다른 기법들에 비해 강력한 작물 분할 기법을 개발하였으며 그 식생 피복률 평균 오차는 12.6%이다. 양파·마늘과 같이 얇고 작은 작물에 대해서 일사량 보정, 영상 선명화 알고리즘의 결합, 최적 색 채널 선정, 자동 임계값 결정의 작물 분리 과정은 국내 재배 조건 및 무인기 원격탐사 영상에 적합하다고 판단하였다.

3.1.3. 양파, 마늘 작물 높이 예측 결과

작물의 높이는 작물 표면 모델에서 처리구 별 1 m x 1 m의 ROI 내에서 최댓값을 이용하였으며, 지상에서 실제 작물의 높이 또한 지표면에서 가장 높은 지점을 자로 측정하였다. 그 결과 Fig. 34에서와 같이 양파·마늘의 높이 예측 결과 결정 계수는 0.82, 기울기는 0.58로 나타났으며, 오프셋이 약 0.2 m 정도 발생했음을 확인하였다. 결정 계수가 0.8 이상임을 고려했을 때 SfM 기술을 이용하여 작물의 높이를 측정하는 것은 가능함을 알 수 있었으나 기울기와 오프셋이 1:1 라인 ($y=x$)과 비교했을 때, 보정이 필요함을 확인하였다.

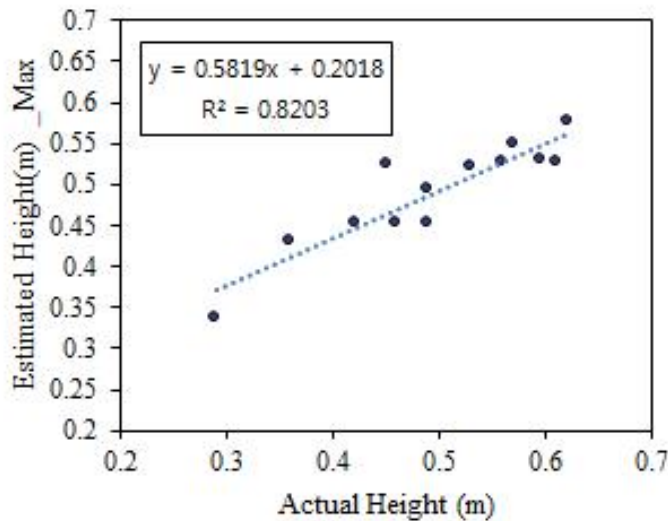


Fig. 34. Crop height estimation result of onion and garlic.

작물 높이 모델로 예측한 높이는 실제 측정한 높이와 비교했을 때 더 낮게 측정됨을 알 수 있었다. 작물 높이 모델로 예측한 작물의 높이와 실제 측정 높이 간에 존재하는 오프셋과 기울기는 몇 가지 요인에 의해 설명될 수 있다. 첫째, 자를 이용한 실제 측정 과정에서 발생한 오차일 수 있다. 고르지 못한 지면에서 자로 측정하는 과정에서 수직으로 자를 세우지 못했을 경우, 오차가 발생할 수 있고 사람이 수평 눈금을 잘못

읽었을 수 있다. 둘째, 작물의 3D 모델 제작 시, dense point cloud에서 Triangle mesh가 형성되어 디지털 표면 모델(Digital Surface Model)을 구축할 때, 작물의 세세한 특징을 담고 있는 점들이 필터링 되어 사라지게 되고 결국 작물의 실제 높이보다 낮은 높이를 갖는 3D 모델이 생성될 수 있다 (Fig. 35). 세 번째로, 양파·마늘은 직립하면서 자라며, 얇고 가는 잎을 가지고 있다. 정확한 SfM 기반 높이 예측을 위해서는 많은 영상과 영상 간의 특징점이 필요하다. 그러나 양파와 마늘과 같이 얇은 잎을 가지면서 특징점을 찾기 어려운 canopy 조건으로 인해, Triangle mesh 형성 시 많은 부분 깎여 3D 모델링 될 수 있다. 이는 모두 작물의 실제 높이보다 낮은 높이로 예측하게 하는 원인이라고 볼 수 있다.

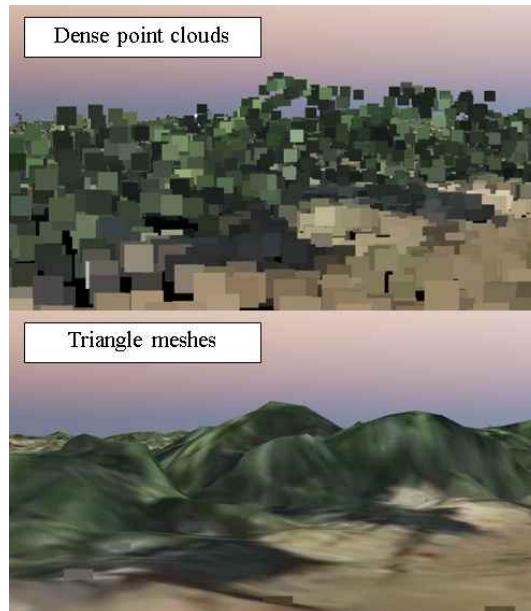


Fig. 35. Differences of crop heights of dense point clouds and triangle 3D meshes.

네 번째로 GCP (Ground Control Points)의 위치 오차를 들 수 있다. RTK-GPS로 GCP의 위치 정보를 얻고, 이를 이용하여 영상 정합 시 위치 보정을 하는 데, 그 자체의 위치 오차는 Table. 20에 정리해놓았다. 날짜별 위치 오차는 8 cm 이하이며 이 또한 작물 높이 예측에 오차 원인이 될 수 있다.

Table. 20. Errors of ground control points.

Date	Ground Control Points	Pixel Error
	Error Z(m)	(pixel)
16/10/14	0.024	0.85
17/03/24	0.065	2.30
17/04/04	0.072	2.55
17/04/14	0.045	1.59
17/04/28	0.056	1.98

따라서 이러한 오차 원인을 해결하여 무인기 원격탐사를 통해 작물의 높이를 보다 정확하게 예측하기 위해서는 Dense point clouds에서 3D triangle mesh를 만드는 과정에서 기존의 건물, 지형 측량 사례에서 사용하는 정도보다 세밀하게 사용하거나, mesh 형성 시 processing area는 7 x 7 pixels 보다 작게 하여 형성한다면 좀 더 정확하고 세밀한 높이 모델링이 가능할 것이라고 생각된다. 또한 Fig. 34에서 얻어진 실제 높이와 예측 높이의 보정식을 사용하여 예측 높이를 보정하여 사용한다면 좀 더 정확한 생육 모델링이 가능할 것이라고 판단되어 보정식을 이용, 보정하여 생육 모델링에 사용하였다.

3.2. 양파·마늘 작물 식생 피복률 및 작물높이 시계열 분석

3.2.1. 양파·마늘 식생 피복률 시계열 분석

배경에서 추출한 작물의 피복 정도는 Fig. 36과 같이 시간에 따라 증가하는 것을 확인할 수 있으며, 작물 식생 피복률을 날짜별 처리구별로 계산하였다. 회귀 분석을 이용한 양파·마늘 생체중 예측 모델 개발에 앞서, 영향을 통해 계산한 작물 식생 피복률의 시계열 분석을 수행한 결과는 다음 Fig. 37과 같다. 양파의 경우, 정식 후 날짜 (Days After Transplanting, DAT)가 식생 피복률에 대하여 $p < 0.001$ 의 통계적으로 유의미한 영향을 주는 것으로 나타났다. 또한 초기 생육 단계 이후에 정식 후 날짜가 식생 피복률에 더 큰 영향을 주는 것을 확인하였다. 마늘의 경우, 파종 후 날짜 (Days After Seeding)가 식생 피복률에 대하여 초기 생육 단계에서는 통계적으로 유의미한 영향을 주지 못했으며, 초기 생육 단계 이후에 파종 후 날짜가 식생 피복률에 더 큰 영향을 주는 것을 확인하였다.

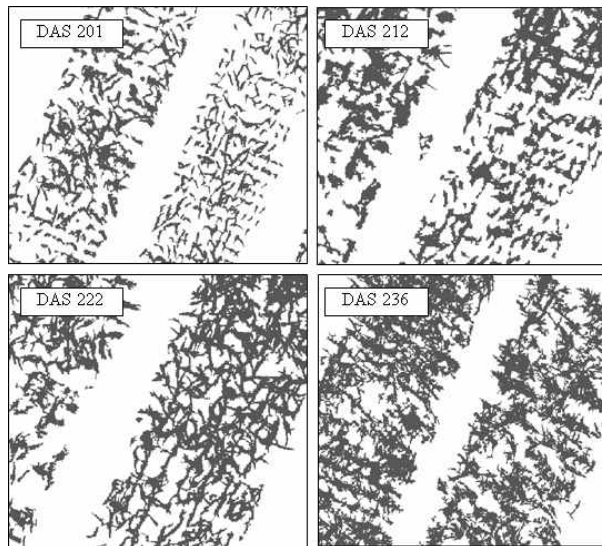


Fig. 36. Temporal change of vegetation fractions of garlic by DAS (Days After Seeding).

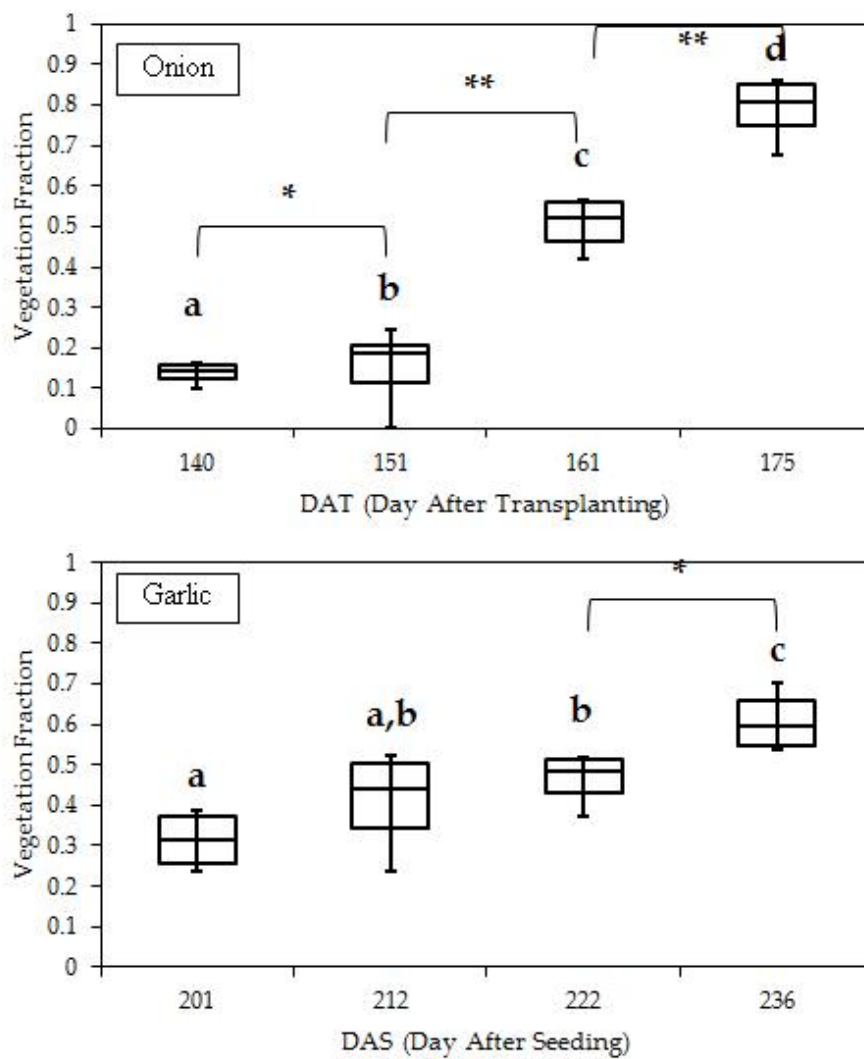


Fig. 37. Multi-temporal analysis of estimated vegetation fractions of onion and garlic.

** for $p < .01$

* for $p < .05$

3.2.2. 양파·마늘 작물 높이 시계열 분석

작물 높이 정보를 포함하고 있는 3D point clouds (*.las)를 Fig. 39에 나타내었으며 시간에 따라 고도(Elevation)가 높아짐을 확인할 수 있다. SfM (Structure from Motion) 기반 3D 모델링으로 예측한 높이의 시계열 분석을 수행한 결과는 다음 Fig. 40과 같다. 양파의 경우, 정식 후 날짜가 작물 높이에 대하여 $p < 0.01$ 의 통계적으로 유의미한 영향을 주는 것으로 나타났으며 연속된 날짜에 대해서는 DAT 151-161를 제외하고 통계적으로 유의미한 차이가 있음을 확인하였다. 마늘의 경우, 파종 후 날짜가 작물 높이에 대하여 초기 생육 단계에서는 통계적으로 유의미한 영향을 주지 못했으며, 초기 생육 단계 이후에 파종 후 날짜가 작물 높이에 더 큰 영향을 주는 것을 확인하였다.

정식 후 날짜 (양파), 파종 후 날짜 (마늘)에 따른 높이 시계열 분석 결과, 생육 시기에 따른 높이 변이를 관찰할 수 있었으며 같은 기간 동안 지상에서 조사된 양파와 마늘의 높이는 양파의 경우 0.1~0.9 m, 마늘의 경우 0.1~0.5 m로 예측한 결과와 같은 범위였다.

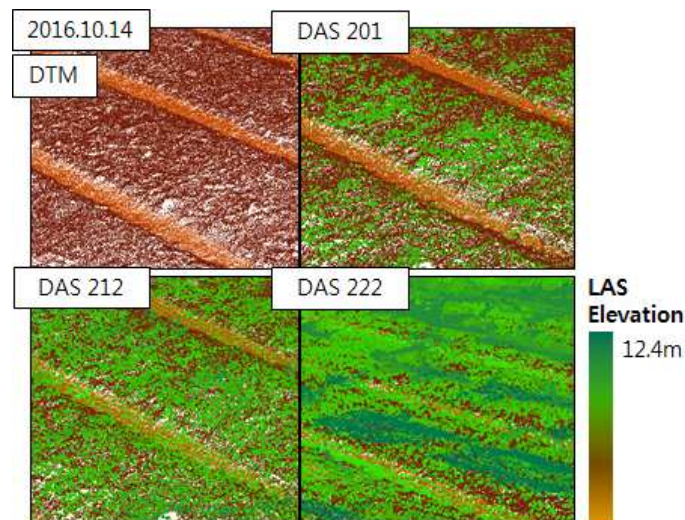


Fig. 38. Temporal change of plant heights of garlic by DAS (Days After Seeding).

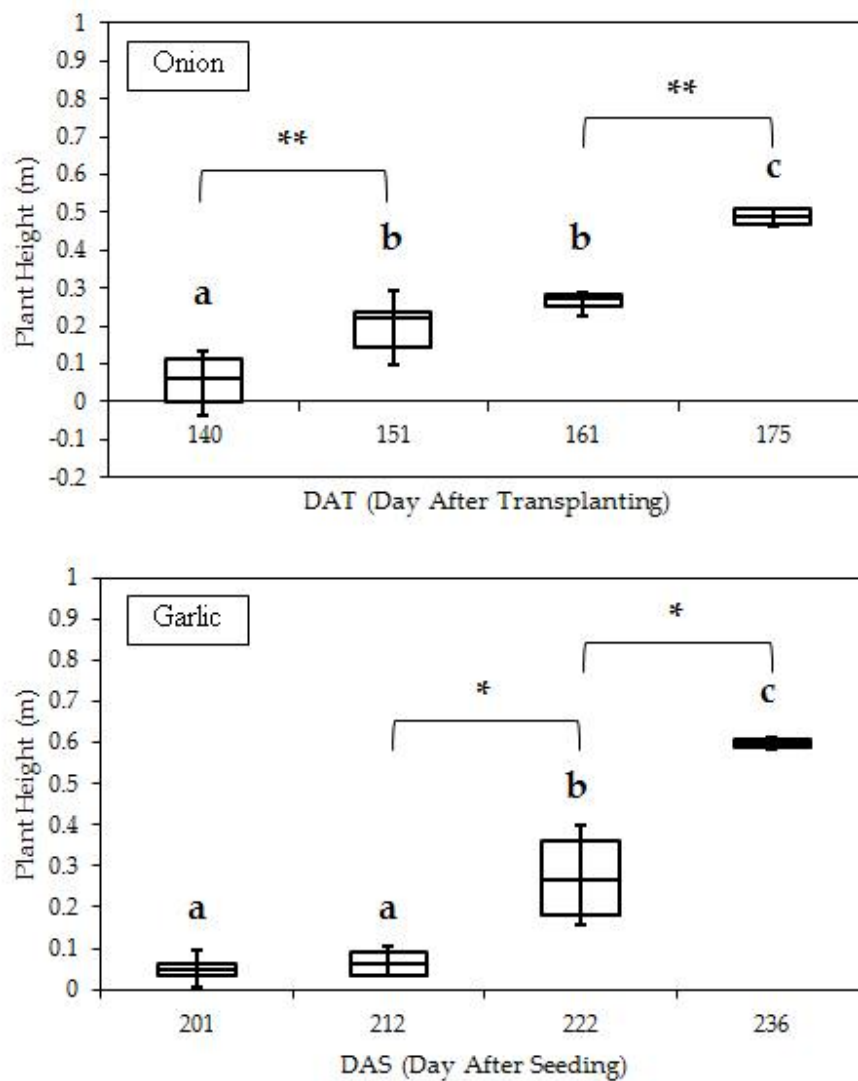


Fig. 39. Multi-temporal analysis of estimated plant heights of onion and garlic.

** for $p < .01$

* for $p < .05$

3.2.3. 지상 데이터 시계열 분석 및 예측 인자(식생 피복률 및 높이) 시계열 분석 결과와 비교

예측한 작물 식생 피복률, 작물 높이 및 NDVI 식생 지수의 예측 인자 시계열 분석과 동시에 지상에서 측정한 지상부 무게, 지하부 무게 및 1주 무게의 시계열 분석을 진행하였으며 그 결과는 Fig. 41과 같다. 지상 데이터의 시계열 곡선과 예측 인자들의 시계열 곡선의 유사성을 평가하고자 하였다.

양파의 지상부 무게의 경우, 정식 후 날짜가 지남에 따라 선형적으로 증가하는 양상을 보였으며 지하부 무게의 경우 정식 후 날짜 165일에서 175일로 가는 사이에 갑작스럽게 증가하였음을 알 수 있다. 지하부 무게의 영향으로 1주 무게 역시 정식 후 날짜 165일에서 175일로 가는 사이의 증가량이 크다는 것을 확인할 수 있었다. 마늘의 지상부, 지하부, 1주 무게의 경우, 파종 후 날짜가 지남에 따라 선형적으로 증가하는 양상을 보였다. 마늘 역시 구 형성 및 생장 시기 때문에, 지하부 무게가 파종 후 222일에서 236으로 가는 사이의 증가량이 큼을 확인할 수 있었다.

예측 인자들 (식생 피복률, 높이 및 NDVI 식생 지수)의 시계열 분석 결과와 지상 데이터 시계열 분석 결과를 비교하였다. 양파의 경우 지상 데이터 생체중 시계열 곡선은 지수 함수의 경향을 보이는데, 이는 양파의 예측 식생 피복률 시계열 곡선과 같은 패턴을 보임을 확인할 수 있었다. 마늘의 경우 지상 데이터 생체중 시계열 곡선은 선형 함수의 경향을 보인다. 이는 마늘의 예측 식생 피복률 시계열 곡선과 같은 패턴을 보임을 확인할 수 있었다.

이와 같은 분석 결과로 양파·마늘의 생체중 시계열 곡선은 식생 피복률 시계열 곡선과 더욱 밀접한 관계가 있음을 확인하였고, 작물 식생 피복률의 변화 양상이 양파·마늘의 생체중 변화 양상을 간접적으로 대변하는 가능성을 확인할 수 있었다.

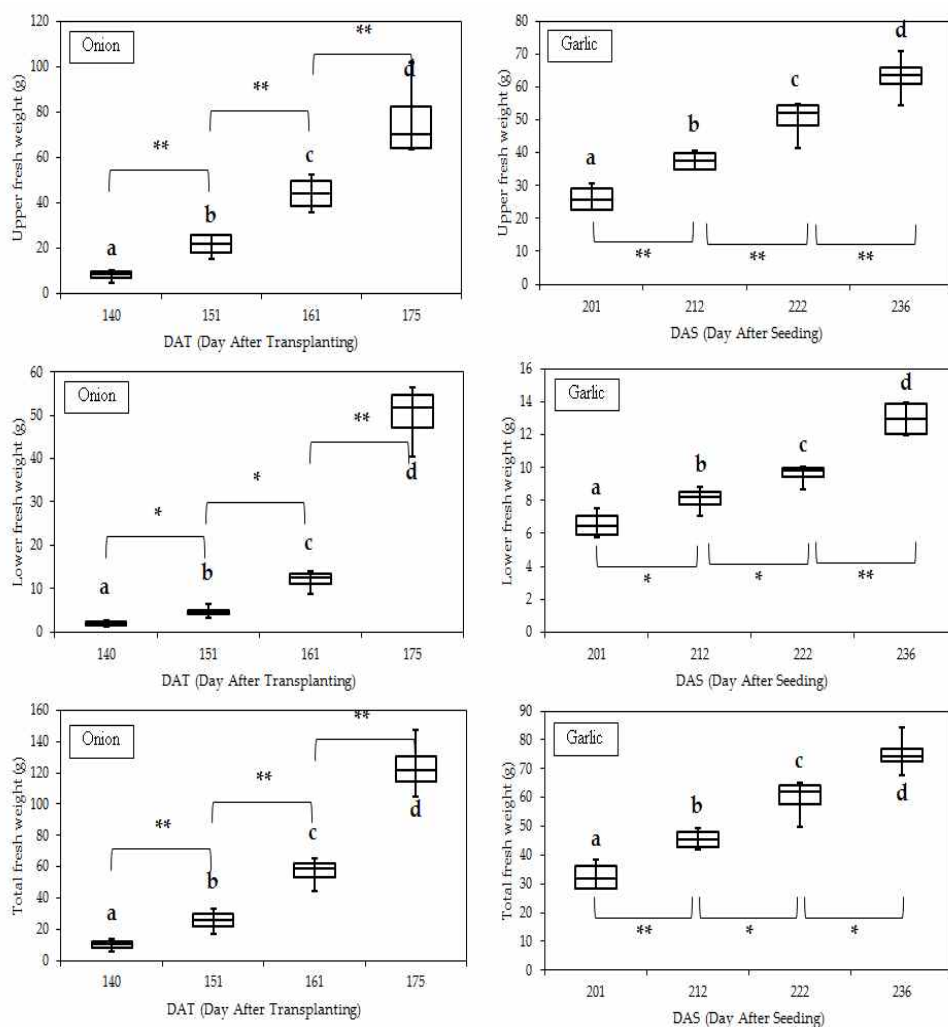


Fig. 40. Multi-temporal analysis of Actual fresh weights of onion and garlic.

*** for $p < .001$

** for $p < .01$

* for $p < .05$

3.3. 밭작물 무인기 원격탐사 양파·마늘 생육 예측 모델 개발

3.3.1. 작물 식생 피복률, 작물 높이와 양파·마늘 생육 인자 상관관계 분석

회귀분석을 이용한 모델 개발에 앞서 영상을 통해 계산한 작물 식생 피복률, 작물 높이와 지상부 생체중, 지하부 생체중, 1주 무게 사이의 상관관계 분석을 수행하였다. 회귀 분석에서 필수적으로 수반되어야 하는 상관관계 분석을 통해 변수 사이의 관계식이 어느 정도 신빙성이 있는가를 살펴보고자 하였다. 우선 기본적으로 각 변수들의 평균, 표준편차, 합, 최솟값, 최댓값을 계산하였고, 각 변수끼리의 산포도 (Scatter plot)를 그려 (Fig. 41, 42) 상관관계 분석을 수행하였으며 상관관계 계수를 Table. 22과 Table. 24에 정리하였다.

- 양과 지상부 무게, 지하부 무게, 1주 무게 및 작물 식생 피복률, 작물 높이 상관관계 분석

Table. 21. Basic statistics for onion dataset.

Variable	Simple Statistics					
	N	Mean	Std. Dev.	Sum	Min.	Max.
Upper fresh weight (g)	48	46.5	34.7	2234	4.4	136.4
Lower fresh weight (g)	48	20.9	23.9	1001	1.1	76.3
Total fresh weight (g)	48	67.4	57.2	3233	5.4	203.0
Vegetation fraction	48	0.4	0.27	19.5	0.1	0.9
Crop height(m)	48	0.2	0.20	11.9	-0.2	0.6

Table. 22. Correlation coefficients among variables for onion dataset.

Variables	Correlation coefficient		
	Upper fresh weight (g)	Lower fresh weight (g)	Total fresh weight (g)
Vegetation fraction	0.94	0.89	0.94
Crop height(m)	0.85	0.79	0.84

- 마늘 지상부 무게, 지하부 무게, 1주 무게 및 작물 식생 피복률, 작물 높이 상관관계 분석

Table. 23. Basic statistics for garlic dataset.

Variable	Simple Statistics					
	N	Mean	Std. Dev.	Sum	Min.	Max.
Upper fresh weight (g)	48	44.2	16.52	2122	21.1	77.6
Lower fresh weight (g)	48	9.3	3.02	446	5.2	20.0
Total fresh weight (g)	48	53.3	19.0	2558	25.7	90.9
Vegetation fraction	48	0.4	0.19	20.9	0.2	0.9
Crop height(m)	48	0.2	0.25	11.8	0	0.7

Table. 24. Correlation coefficients among variables for garlic dataset.

Variables	Correlation coefficient		
	Upper fresh weight (g)	Lower fresh weight (g)	Total fresh weight (g)
Vegetation fraction	0.66	0.64	0.66
Crop height (m)	0.85	0.83	0.86

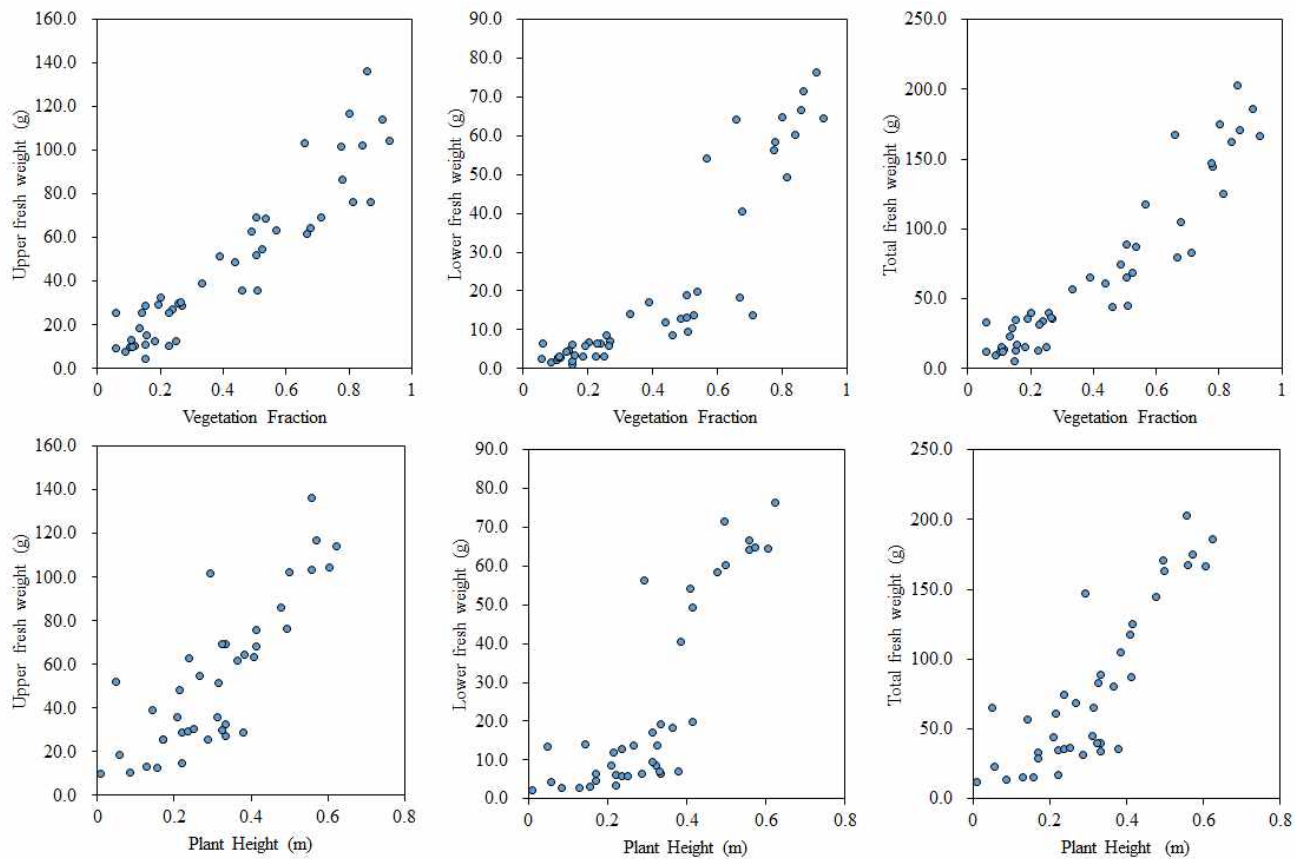


Fig. 41. Scatter plots of variables for onion dataset.

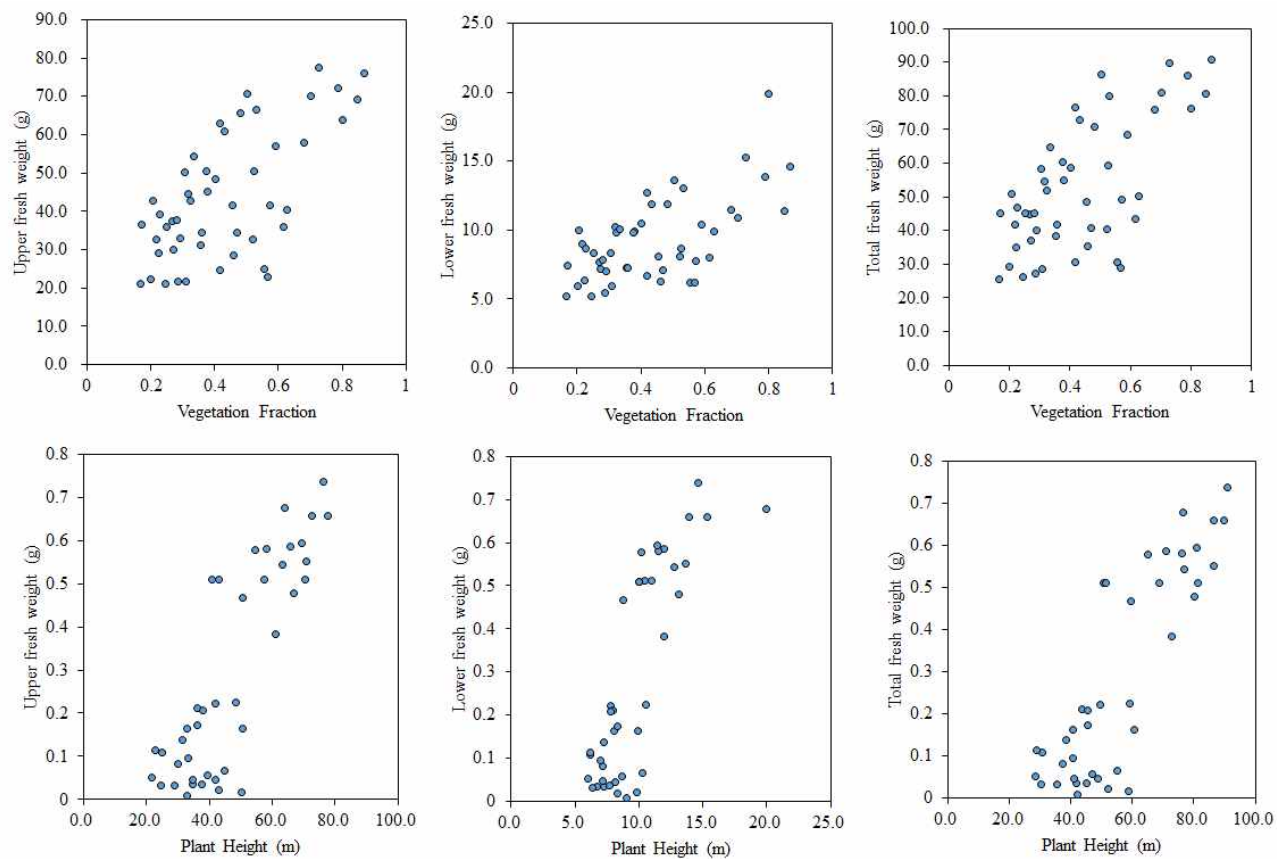


Fig. 42. Scatter plots of variables for garlic dataset.

3.3.2. 작물 식생 피복률, 작물 높이 기반 양파, 마늘 생체중 예측 다중 회귀 모델 개발

앞서 분석한 결과를 토대로 작물 식생 피복률, 작물 높이는 양파, 마늘의 생체중과 밀접한 관계를 가지고 있음을 확인하였다. 생체중은 수확량과 매우 밀접하게 관련 있는 생육 인자이며 이를 예측하고자 작물 식생 피복률과 작물 높이를 이용하여 양파·마늘의 생체중 예측 모델을 개발하였다.

Eqns. (15)~(17)는 양파의 생체중을 예측하는 다중 회귀 모델 개발 결과이다.

$$\text{Upper fresh weight (g)} = 65.3\text{VF} + 22.6\text{H} + 70.5\text{VF} * \text{H} + 4.1 \quad (15)$$

$$R^2=0.91, \text{RMSE}= 11.12 \text{ (g)}$$

Table. 25. MLR model for upper fresh weight of onion.

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Intercept	1	4.107	3.99	1.03	0.3092
Vegetation fraction	1	65.322	16.41	3.98	<.001
Crop height	1	22.628	16.76	1.35	0.1841
Interaction	1	70.457	33.34	2.11	<.05

$$\text{Lower fresh weight (g)} = 5.3\text{VF} - 18.9\text{H} + 148.8\text{VF} * \text{H} + 1.7 \quad (16)$$

$$R^2=0.90, \text{RMSE}=8.02 \text{ (g)}$$

Table. 26. MLR model for lower fresh weight of onion.

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Intercept	1	1.678	2.878	0.58	0.5629
Vegetation fraction	1	5.331	11.829	0.45	0.6544
Crop height	1	-18.909	12.081	-1.57	0.1247
Interaction	1	148.812	24.035	6.19	<.0001

$$\text{Total fresh weight (g)} = 69.2\text{VF} + 2.8\text{H} + 222.6\text{VF} * \text{H} + 6.1 \quad (17)$$

$$R^2=0.94, \text{RMSE}=15.13 \text{ (g)}$$

Table. 27. MLR model for total fresh weight of onion.

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Intercept	1	6.063	5.433	1.12	0.2705
Vegetation fraction	1	69.238	22.330	3.10	<.01
Crop height	1	2.825	22.805	0.12	0.9020
Interaction	1	222.654	45.370	4.91	<.0001

양파의 경우, 작물 식생 피복률 및 높이로 지상부 무게, 지하부 무게, 1주 무게 모델링 결정계수(R^2)는 0.90 이상으로 나타났으며, 평균 제공근 오차는 지상부 무게의 경우, 11.1 g, 지하부 무게 8.0 g, 1주 무게 15.1g 으로 나타났다. ANOVA 테스트 결과, 지상부 무게 모델에 주요한 인자는 식생 피복률이며 지하부 무게 모델에 주요한 인자는 식생 피복률-높이의 곱 향이었으며 1주 무게 모델에 주요한 인자는 식생 피복률과, 식생 피복률-높이의 곱 향이었다.

Eqns. (18)~(20)는 마늘의 생체중 예측 다중 회귀 모델 개발 결과이다.

$$\text{Upper fresh weight (g)} = -14.2\text{VF} + 46.9\text{H} + 31.9\text{VF} * \text{H} + 32.9 \quad (18)$$

$$R^2=0.72, \text{RMSE}= 8.77 \text{ (g)}$$

Table. 28. MLR model for upper fresh weight of garlic.

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Intercept	1	33.177	5.193	6.39	<.0001
Vegetation fraction	1	-7.342	14.635	-0.50	0.6184
Crop height	1	36.003	15.229	2.36	<.05
Interaction	1	38.22	29.220	1.31	0.1973

$$\text{Lower fresh weight (g)} = -2.5\text{VF} + 4.7\text{H} + 12.1\text{VF} * \text{H} + 7.7 \quad (19)$$

$$R^2=0.71, \text{RMSE}=1.70 \text{ (g)}$$

Table. 29. MLR model for lower fresh weight of garlic.

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Intercept	1	8.000	1.004	7.96	<.0001
Vegetation fraction	1	-3.079	2.831	-1.09	0.2827
Crop height	1	3.863	2.946	1.31	0.1965
Interaction	1	11.986	5.647	2.12	0.0395

$$\text{Total fresh weight (g)} = -10.4VF + 38.8H + 64.5VF \cdot H + 38.8 \quad (20)$$

$$R^2=0.75, \text{ RMSE}=9.95 \text{ (g)}$$

Table. 30. MLR model for total fresh weight of garlic.

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Intercept	1	41.005	5.889	6.96	<.0001
Vegetation fraction	1	-9.752	16.598	-0.59	0.5598
Crop height	1	39.722	17.271	2.30	<.05
Interaction	1	48.042	33.113	1.45	0.1539

마늘의 경우, 작물 식생 피복률 및 높이로 지상부 무게, 지하부 무게, 1주 무게 모델링 결정계수(R^2)는 0.71~0.75로 다소 낮았으며, 평균 제공된 오차는 지상부 무게의 경우, 8.7 g, 지하부 무게의 경우, 1.7 g, 1주 무게 9.9 g로 나타났다. ANOVA 테스트 결과, 지상부 무게 모델에 주요한 인자는 작물 높이였으며, 지하부 무게 모델에 주요한 인자는 식생 피복률-높이의 곱 항, 1주 무게 모델에 주요한 인자는 지상부 작물 높이였다.

양파, 마늘 모두 앞서 진행했던 상관관계 분석 결과와 유사한 결과를 얻을 수 있었다. 식생 피복률과 작물 높이, 생체중 변수 간의 상관관계가 높지 않았던 마늘의 경우 높지 않은 결정계수의 모델 개발이 이루어졌으며 그렇지 않았던 양파의 경우 높은 결정계수의 모델 개발이 이루어졌다. 한편 지하부 생체중의 경우, 양파와 마늘 모두 식생 피복률-높이의 곱 항이 모델 개발의 주요 인자였다.

본 연구에서 개발한 식생 피복률 및 작물 높이 기반 양파, 마늘의 생체중 예측 모델은 양파·마늘의 생체중 예측에 사용될 수 있을 것이라 판단되며 더 나아가 수확량 예측에 사용될 수 있을 것이라 판단된다.

3.4. 다중 밴드 센서를 이용한 양파·마늘 영양 상태 모니터링

3.4.1. NDVI 식생 지수 시계열 분석

양파·마늘의 NDVI 시계열 분석 결과는 Fig. 43과 같다. 양파, 마늘 모두 정식 후 날짜 및 파종 후 날짜가 NDVI에 대하여 $p < 0.01$ 의 통계적으로 유의미한 영향을 주는 것으로 나타났다. NDVI는 작물의 식생 피복률과 큰 상관관계를 가지고 있기 때문에 식생 피복률과 마찬가지로 날짜가 NDVI에 통계적으로 유의미한 영향을 준다는 것을 다시 한 번 확인할 수 있었다. 작물을 제외한 배경의 픽셀 값은 0으로 통일했으며 ROI 내의 NDVI 값 평균을 사용하여 처리구별 NDVI 값을 비교했기 때문에 NDVI는 절대적인 잎의 면적이 자랄수록 (식생 피복률이 클수록), ROI 내의 각 픽셀 값의 NDVI가 높을수록 커지게 된다. 양파의 경우, 파종 후 날짜에 대하여 NDVI 증가 양상이 지수 함수의 경향성을 보이는 반면, 마늘의 경우, 파종 후 날짜에 대하여 NDVI 증가 양상이 선형 함수의 경향성을 보임을 확인하였다.

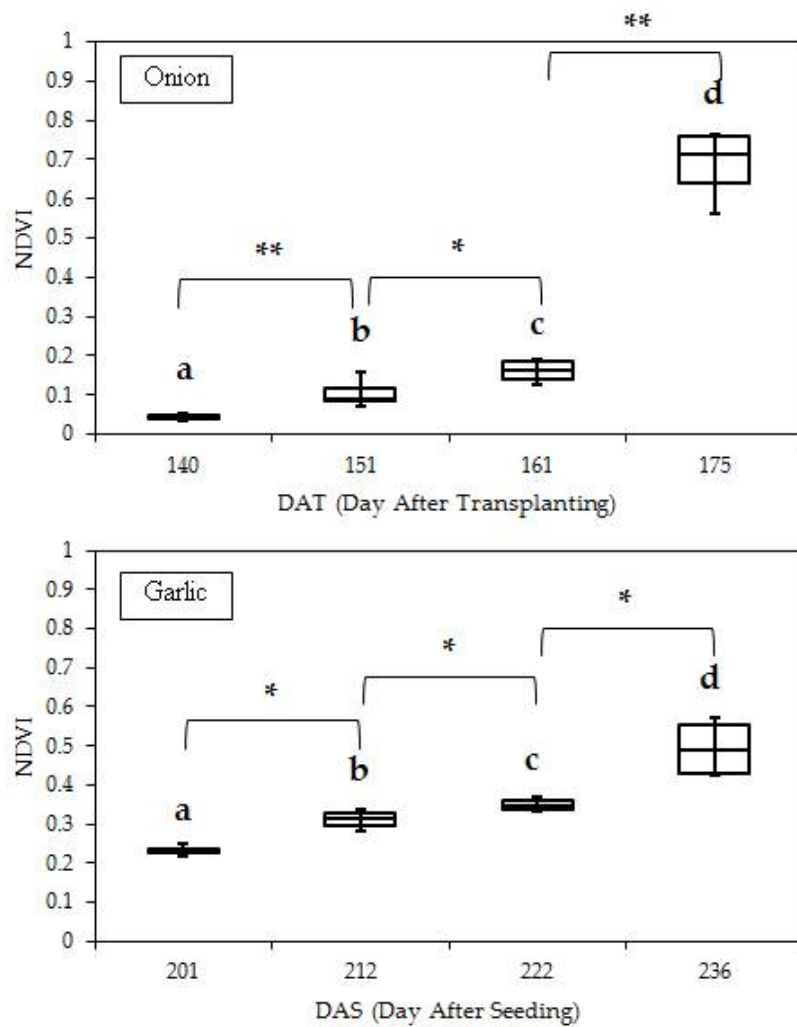


Fig. 43. Multi-temporal analysis of calculated NDVI of onion and garlic.

** for $p < .01$

* for $p < .05$

3.4.2. 추비량 수준에 따른 NDVI 값 분석

추비량을 3수준으로 주어 처리구를 구성하고 NDVI 값이 추비량 수준에 통계적으로 유의미한 영향을 받는지 ANOVA 테스트 결과, 그렇지 않음을 확인할 수 있었다 (Table, 31). Fig. 44는 추비량 수준에 따라 NDVI 값이 어떻게 변하는지 보여주고 있으며, 날짜별로 추비량 수준에 따라 NDVI 값의 차이가 나는지 나타낸다.

그래프를 보면 양파·마늘 모두 생육 초기 단계에서는 추비량 수준별 NDVI 값의 차이가 거의 보이지 않다가, 생육 중·후기 단계에서 추비량 수준별 NDVI 값의 차이가 드러나기 시작한다. 그러나 같은 추비량 수준에서도 NDVI 값의 편차가 크기 때문에 생육 단계별로 NDVI 값이 추비량 수준에 통계적으로 유의미한 영향이 있음을 확인하지 못했다. 이러한 추비량이 NDVI에 영향을 미치지 못하는 이유는 일반적으로 비료는 시기에 따라 작물의 파종, 이앙 또는 정식하기 전에 주는 거름인 기비, 작물이 생육하는 기간에 주는 비료인 추비로 나뉘는데, 실험구 조성 시, 추비 전 시비 처리를 이미 충분히 한 상태에서, 추비량 만을 3수준으로 다르게 했기 때문에 작물에게 영향을 크게 주지 못해서 발생한 것으로 판단하였다. 추후 연구에서 관련 연구에 대한 보완이 필요한 것으로 판단하였다.

Table. 31. Results from ANOVA for nutrient supply by DAT and DAS.

	Onion	nutrient supply	Garlic	nutrient supply
	DAT	p-value	DAS	p-value
NDVI	140	0.7143	201	0.4707
	151	0.8889	212	0.0193*
	161	0.2201	222	0.3632
	175	0.1083	236	0.7730

** for $p < .001$

* for $p < .05$

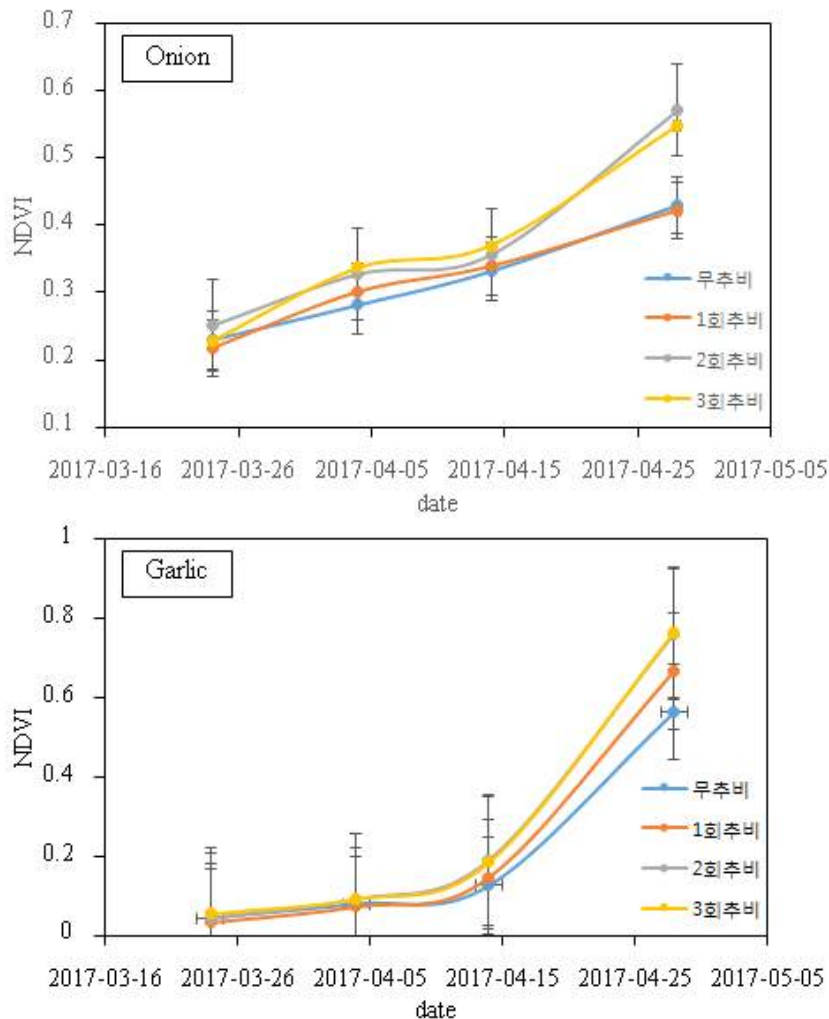


Fig. 44. Temporal changes of calculated NDVI of onion and garlic in terms of nutrient supply.

양파·마늘의 영양 상태 모니터링 결과, 추비량 수준에 따른 NDVI 변이의 통계적 유의성을 찾지는 못했으나, 생육 중·후기 단계에서 추비량 수준에 따른 NDVI 변이가 다르게 나타남을 확인할 수 있었다. 추후에 기비 없이 추비량 수준을 다르게 하여 같은 방식으로 실험한다면 추비량 수준에 다른 NDVI 변이를 관찰할 수 있을 것이라 생각된다.

4. 요약 및 결론

본 연구에서는 소형 무인기에 RGB 및 Multi-spectral 카메라를 탑재하여 최적 비행 조건에서 영상을 얻고 영상처리 알고리즘을 통해 영상 속 작물의 생육 인자들을 예측하여, 빠르고 적은 노동력으로 표본 수를 충분히 확보함으로써 수확량과 밀접한 관련이 있는 양파·마늘의 위치별 생체중 변이를 현장에서 측정하고자 하였다.

영상 전처리 기법 연구에서 히스토그램 분석을 통한 양파·마늘 추출을 위한 색 채널로 a^* 채널을 선택했으며 시간적 일사량 변이 효과를 감소시키는 방사보정 및 공간적 일사량 변이 효과를 감소시키는 Retinex 알고리즘 이용, 자동 임계값 결정 기법인 Otsu's threshold 기법 이용을 제안하였으며 이로 얻은 식생 피복률의 오차는 12.6%로 가장 널리 사용되고 있는 ExG-Otsu's threshold 기법 보다 73.4% 오차 감소 효과를 보였다. SfM 기반 3차원 모델로 예측한 작물 높이와 지상 데이터 높이 분석 결과, 결정계수 0.82로 선형 관계를 보였으며, 실제 높이보다 낮게 예측되는 경향을 보였다. 이에 예측 높이에 보정식을 적용시켜 모델링에 사용하였다.

모델링 이전에 식생 피복률과 높이 인자에 대한 시계열 분석과 지상 생체중 데이터의 시계열 분석, 그리고 상관 분석을 수행한 결과 양파·마늘의 식생피복률과 높이는 생체중과 높은 상관관계를 나타냄을 확인하였으며 이를 이용 지상부 무게, 지하부 무게, 1주 무게를 예측하는 다중 회귀 모델을 개발하였다. 양파의 경우 결정계수 값이 각각 0.91, 0.90, 0.94 이면서, 평균 제곱근 오차는 11.1 g, 8.0 g, 15.1 g 로 나타났으며, 마늘의 경우 결정계수 값은 각각 0.72, 0.71, 0.75로 상대적으로 낮게 나타났으며, 평균 제곱근 오차는 8.7 g, 1.7 g, 9.9 g으로 나타났다. 다중 밴드 센서를 이용하여 추비량 수준에 따른 식생 지수 차이를 관측할 수 있는 가능성을 확인하였다. 본 연구에서 개발한 식생 피복률 및 작물 높이 기반 양파, 마늘의 생체중 예측 모델은 양파·마늘의 생체중 예측에 사용될 수 있을 것이라 판단되며 NDVI 지수를 통한 영양 상태 모니터링 기법도 양파·마늘 재배 시계열 분석에 사용이 가능함을 확인하였다. 개발된 UAV-RGB 센서 기반 생체중

예측 모델은 생육 중에 작물성장 상태를 정량적으로 측정하는데 사용이 가능할 것으로 생각되며 작황 예측에 필요한 작물생육 모니터링에도 활용될 수 있을 것으로 판단된다. 추후 연구로서 개발된 모델의 유효성을 다른 포장에서 얻은 실제 데이터와 비교 검증하는 실증실험이 요구된다.

5. 참고문헌

1. Allen, R. G., & Pereira, L. S. (2009). Estimating crop coefficients from fraction of ground cover and height. *Irrigation Science*, 28(1), 17 - 34.
2. Bai, X. D., Cao, Z. G., Wang, Y., Yu, Z. H., Zhang, X. F., & Li, C. N. (2013). Crop segmentation from images by morphology modeling in the CIE L* a* b* color space. *Computers and electronics in agriculture*, 99, 21-34.
3. Bai, X., Cao, Z., Wang, Y., Yu, Z., Hu, Z., Zhang, X., & Li, C. (2014). Vegetation segmentation robust to illumination variations based on clustering and morphology modelling. *Biosystems Engineering*, 125, 80 - 97.
4. Bendig, J., Bolten, A., Bennertz, S., Broscheit, J., Eichfuss, S., & Bareth, G. (2014). Estimating biomass of barley using crop surface models (CSMs) derived from UAV-based RGB imaging. *Remote Sensing*, 6(11), 10395-10412.
5. Bendig, J., Yu, K., Aasen, H., Bolten, A., Bennertz, S., Broscheit, J., ... & Bareth, G. (2015). Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. *International Journal of Applied*

Earth Observation and Geoinformation, 39, 79–87.

6. Bergen, G. van den. (1997). Efficient collision detection of complex deformable models using AABB trees. *Journal of Graphics Tools*, 2(4), 1 - 13.
7. Córcoles, J. I., Ortega, J. F., Hernández, D., & Moreno, M. A. (2013). Estimation of leaf area index in onion (*Allium cepa* L.) using an unmanned aerial vehicle. *Biosystems engineering*, 115(1), 31–42.
8. Chason, J. W., Baldocchi, D. D., & Huston, M. A. (1991). A comparison of direct and indirect methods for estimating forest canopy leaf area. *Agricultural and Forest Meteorology*, 57(1 - 3), 107 - 128.
9. Choi, D., Lee, W. S., Ehsani, R., & Roka, F. M. (2015). A machine vision system for quantification of citrus fruit dropped on the ground under the canopy. *Transactions of the ASABE*, 58(4), 933 - 946.
10. Escarabajal-Henarejos, D., Molina-Martínez, J. M., Fernández-Pacheco, D. G., & García-Mateos, G. (2015). Methodology for obtaining prediction models of the root depth of lettuce for its application in irrigation automation. *Agricultural*

Water Management, 151, 167 - 173.

11. Fernández-Pacheco, D. G., Escarabajal-Henarejos, D., Ruiz-Canales, A., Conesa, J., & Molina-Martínez, J. M. (2014). A digital image-processing-based method for determining the crop coefficient of lettuce crops in the southeast of Spain. *Biosystems Engineering*, 117, 23 - 34.
12. Geipel, J., Link, J., & Claupein, W. (2014). Combined spectral and spatial modeling of corn yield based on aerial images and crop surface models acquired with an unmanned aircraft system. *Remote Sensing*, 6(11), 10335-10355.
13. Gottschalk, S., Lin, M. C., & Manocha, D. (1996). OBBTree: A hierarchical structure for rapid interference detection. In *Proceedings of the 23rd annual conference on Computer graphics and interactive techniques* (pp. 171 - 180). ACM.
14. Hamuda, E., Glavin, M., & Jones, E. (2016). A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field. *Computers and Electronics in Agriculture*, 125, 184 - 199.
15. Hamuda, E., Mc Ginley, B., Glavin, M., & Jones, E. (2017). Automatic crop detection under field conditions using the HSV colour space and morphological operations. *Computers and*

Electronics in Agriculture, 133, 97–107.

16. Hernández-Hernández, J. L., García-Mateos, G., González-Esquivá, J. M., Escarabajal-Henarejos, D., Ruiz-Canales, A., & Molina-Martínez, J. M. (2016). Optimal color space selection method for plant/soil segmentation in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 122, 124 - 132.
17. Hunt, E. R., Cavigelli, M., Daughtry, C. S. T., Mcmurtrey, J. E., & Walthall, C. L. (2005). Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status. *Precision Agriculture*, 6(4), 359 - 378.
18. Javernick, L., Brasington, J., & Caruso, B. (2014). Modeling the topography of shallow braided rivers using Structure-from-Motion photogrammetry. *Geomorphology*, 213, 166–182.
19. Joshi, N., Kang, S. B., Zitnick, C. L., & Szeliski, R. (2010, July). Image deblurring using inertial measurement sensors. In *ACM Transactions on Graphics (TOG)* (Vol. 29, No. 4, p. 30). ACM.
20. Kelcey, J., & Lucieer, A. (2012). Sensor correction of a 6-band multispectral imaging sensor for UAV remote sensing. *Remote Sensing*, 4(5), 1462–1493.

21. Kimmel, R., Elad, M., Shaked, D., Keshet, R., & Sobel, I. (2003). A variational framework for retinex. *International Journal of Computer Vision*, 52(1), 7 - 23.

22. Land, E. H., & McCann, J. J. (1971). Lightness and retinex theory. *Josa*, 61(1), 1 - 11.

23. Lee, K. D., Na, S. I., Baek, S. C., Park, K. D., Choi, J. S., Kim, S. J., ... & Hong, S. Y. (2015). Estimating the Amount of Nitrogen in Hairy Vetch on Paddy Fields using Unmanned Aerial Vehicle Imagery. *한국토양비료학회지*, 48(5), 384-390.

24. Levenberg, K. (1944). A method for the solution of certain non-linear problems in least squares. *Quarterly of Applied Mathematics*, 2(2), 164 - 168.

25. López-Urrea, R., de Santa Olalla, F. M., Montoro, A., & López-Fuster, P. (2009). Single and dual crop coefficients and water requirements for onion (*Allium cepa* L.) under semiarid conditions. *Agricultural Water Management*, 96(6), 1031 - 1036.

26. Lopez Bellido, F. J., Lopez Bellido, R. J., Muñoz Romero, V., Fernandez Garcia, P., & Lopez Bellido, L. (2016). New phenological growth stages of garlic (*Allium sativum*). *Annals of Applied Biology*, 169(3), 423 - 439.

27. Lucieer, A., Turner, D., King, D. H., & Robinson, S. A. (2014). Using an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) to capture micro-topography of Antarctic moss beds. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 27, 53-62.
28. Łuszczkiewicz-Piątek, M. (2014). Which color space should be chosen for robust color image retrieval based on mixture modeling. In *Image Processing and Communications Challenges 5* (pp. 55 - 64). Springer.
29. Meyer, G. E., & Neto, J. C. (2008). Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. *Computers and Electronics in Agriculture*, 63(2), 282-293.
30. Morel, J.-M., Petro, A. B., & Sbert, C. (2009). Fast implementation of color constancy algorithms. In *Color Imaging XIV: Displaying, Processing, Hardcopy, and Applications* (Vol. 7241, p. 724106). International Society for Optics and Photonics.
31. Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1), 62 - 66.
32. Quarmby, N. A., Milnes, M., Hindle, T. L., & Silleos, N. (1993). The use of multi-temporal NDVI measurements from AVHRR

data for crop yield estimation and prediction. *International Journal of Remote Sensing*, 14(2), 199-210.

33. Roosevelt, C. H. (2014). Mapping site-level microtopography with real-time kinematic global navigation satellite systems (RTK GNSS) and unmanned aerial vehicle photogrammetry (UAVP). *Open Archaeology*, 1(1).
34. Sarkate, R. S., Kalyankar, N. V., & Khanale, P. B. (2013, March). Application of computer vision and color image segmentation for yield prediction precision. In *Information Systems and Computer Networks (ISCON), 2013 International Conference on* (pp. 9-13). IEEE.
35. Shah, C. A., & Schickler, W. (2012). Automated blur detection and removal in airborne imaging systems using IMU data. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 39(B1), 321-323.
36. Tian, L. F., & Slaughter, D. C. (1998). Environmentally adaptive segmentation algorithm for outdoor image segmentation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 21(3), 153 - 168.
37. Tilly, N., Aasen, H., & Bareth, G. (2015). Fusion of plant height and vegetation indices for the estimation of barley biomass.

Remote Sensing, 7(9), 11449–11480.

38. Torres-Sánchez, J., López-Granados, F., & Peña, J. M. (2015). An automatic object-based method for optimal thresholding in UAV images: Application for vegetation detection in herbaceous crops. *Computers and Electronics in Agriculture*, 114, 43–52.
39. Wang, C., & Myint, S. W. (2015). A simplified empirical line method of radiometric calibration for small unmanned aircraft systems-based remote sensing. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(5), 1876–1885.
40. Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Von Bargen, K., & Mortensen, D. A. (1993). Plant species identification, size, and enumeration using machine vision techniques on near-binary images. *INT SOC FOR OPTICAL ENGINEERING, BELLINGHAM, WA(USA).*, 1836, 208 - 219.
41. Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Von Bargen, K., & Mortensen, D. A. (1995). Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. *Transactions of the ASAE*, 38(1), 259 - 269.
42. Yun, H. S., Park, S. H., Kim, H. J., Lee, W. D., Do Lee, K.,

- Hong, S. Y., & Jung, G. H. (2016). Use of Unmanned Aerial Vehicle for Multi-temporal Monitoring of Soybean Vegetation Fraction. *Journal of Biosystems Engineering*, 41(2), 126-137.
43. Zarco-Tejada, P. J., Ustin, S. L., & Whiting, M. L. (2005). Temporal and spatial relationships between within-field yield variability in cotton and high-spatial hyperspectral remote sensing imagery. *Agronomy Journal*, 97(3), 641-653.
44. 나상일, 백신철, 홍석영, 이경도, & 장근창. (2015). 양파, 마늘 생육 모니터링을 위한 무인항공기 활용 방안 연구. 한국토양비료학회 학술 발표회 초록집, 225-225.
45. 나상일, 박찬원, 정영근, 강천식, 최인배, & 이경도. (2016). 원격탐사 기반 맥류 작황 추정을 위한 최적 식생지수 선정-UAV 와 현장 측정자료를 활용하여. 대한원격탐사학회지, 32(5), 483-497.
46. 윤희섭. (2017). UAV와 RGB 카메라를 이용한 무·배추 생육 원격탐사 기술 개발. 석사학위논문, 서울대학교, 서울.

Abstract

Development of Image Preprocessing Techniques and Fresh Weight Estimation Models for Onion (*Allium cepa*) and Garlic (*Allium sativum*) using UAV-Image Sensors

Sang-Jin Jeong

Department of Biosystems Engineering

The Graduate School

Seoul National University

In recent years, unmanned aerial vehicles (UAVs) have been commonly used for low-altitude and high resolution-based remote sensing applications in precision agriculture, due to several advantages such as its versatile, light-weight, and low operational costs. Traditionally, crop monitoring studies have used field measurements involving destructive sampling and laboratory analysis, which is costly and time-consuming. The use of UAVs equipped with image sensors for on-site monitoring of crop growth throughout the vegetation period can make it possible to effectively assess overall crop conditions and determine spatial variability in potential yields. This study reports on the development of UAV-based remote sensing techniques for measuring the growth parameters of garlic and

onion crops. Specific objectives were to 1) identify image preprocessing techniques that could effectively separate garlic and onion images in the presence of plastic mulches and soils, 2) develop multiple linear regression models that could estimate the fresh weights of garlic and onions grown in a field using UAV-RGB images, and 3) investigate the potential of using a commercial multi-spectral camera for use in variable fertilizer management. The a^* channel in CIE $L^*a^*b^*$ was selected as the best color channel for successful extraction of onion and garlic along with the use of the Otsu's threshold and Retinex algorithms, showing an error of 12.6% when compared with a manual method, which was 32.9% lower than that obtained with the ExG-Otsu's method. In terms of plant height estimation, the SfM-based 3D model showed a coefficient of determination of 0.82 and an offset of 0.20 m in a regression analysis obtained by comparison to a manual method that uses a ruler, requiring the use of a compensation factor. Results of multi-temporal analysis of vegetation fraction (VF) and plant height (PH) showed that both the VF and PH were significantly affected by the growth stages of onion and garlic and there were strong linear relationships between fresh weights and the two image factors (VF and PH). Multiple linear regression models consisting of VF, PH, and VF*PH terms were developed to estimate the upper fresh weights, lower fresh weights, and total weights of onion and garlic. The coefficients of determination were > 0.71 and > 0.90 for garlic and onion, respectively, indicating that the models could be used for quantifying spatial variability in fresh weights of garlic and onion grown in fields. It was possible to determine NDVIs using a commercial multi-spectral camera. However, the effect of side dress fertilizer amount applied on NDVI was not clearly shown. Future studies

include the application of the UAV-RGB image-based fresh weight estimation models to growth data sets of garlic and onion grown in different fields to investigate the predictive capabilities of the developed models to estimate quantify fresh weights of onion and garlic with an acceptable level.

Keywords : UAV, Remote sensing, Onion, Garlic, Crop segmentation, Vegetation fraction, Crop height, Fresh weight, Multi linear regression

Student number : 2016-21472

감사의 글

석사 과정을 무사히 잘 마치게 해주신 김학진 교수님께 먼저 감사의 글을 올립니다. 2년 전, 교수님께 인사드리고 처음 연구실 제 자리에 앉았던 것이 엇그제 같은데, 벌써 졸업이라는 것이 믿기지가 않습니다. 제가 연구할 수 있게끔 물심양면으로 도와주시고 올바른 방향으로 연구를 진행할 수 있도록 지도해주셔서 무사히 석사 과정을 마칠 수 있었습니다. 교수님을 통해 진정한 연구자의 마음가짐과 자세를 배울 수 있었고, 하나라도 더 가르쳐주시고 경험하게끔 적극적으로 도와주셔서 감사합니다. 교수님께서 가르쳐 주신 많은 전공 지식과 풍부한 연구 경험, 적극적인 마인드를 가지고 사회에 보탬이 될 수 있는 연구자가 될 수 있도록 노력하겠습니다. 항상 감사드리며 교수님께서 주신 애정 잊지 않겠습니다.

바이오시스템공학 전공 교수님들께도 감사의 글을 올립니다. 논문 심사위원으로 제 졸업 논문을 지도해 주신 이중용 교수님, 김기석 교수님 감사드립니다. 진정으로 제 연구의 가치를 찾아주시고 논문 방향에 대한 조언을 바탕으로 논문을 잘 마무리할 수 있었습니다. 또한 강의를 통해 바이오시스템공학에 대한 지식을 쌓을 수 있게 해주신 조성인 교수님, 정종훈 교수님, 김용노 교수님, 박영준 교수님께도 감사의 말을 전합니다.

그 다음으로 2년간 가족처럼 지냈던 바이오시스템 제어 및 정밀농업 연구실의 언니, 오빠들에게 감사의 말을 전합니다.

우재오빠, 랩짱으로서 항상 실원들에게 관심과 애정을 주시고 귀찮았을 사소한 일들도 흔쾌히 도와주신 점 정말 감사드립니다. 오빠 덕분에 무사히 석사 졸업합니다. 전문연구요원 복무 무사히 잘 마치시고 지금처럼 성실하고 꼼꼼하게 연구하셔서 앞으로 꽃길만 걷길 바랍니다.

대현오빠, 적극적으로 도전하고 공부, 연구하시는 모습을 보며 많이 배울 수 있었습니다. 매주 강릉을 오가며 많이 피곤하실 텐데도, 성실하게 연구실 생활하는 모습 보여주시고 활기차게 챙겨주셔서 감사합니다. 항상 운전 조심하시고 모든 일에 건승하시길 바랍니다.

원경언니, 언니가 연구실에 온 것만으로도 많은 힘이 되었던 것 같습니다. 항상 유쾌하고 밝은 모습으로 연구실 생활하고 자신의 길을 묵묵히 걸어가는 언니의 모습 항상 응원하겠습니다. 하시는 연구 모두 성공하길 바라며 올 해에는 송중기 같은 남자친구 만나시길 바랍니다.

창주오빠, 오빠가 보여주신 항상 성실하고 열심히 연구하는 모습, 자연스럽게 따라온 실적들은 저에게 많은 귀감이 되었습니다. 묵묵히 자신의 길을 걷고 있는 오빠의 앞날에 행복한 일만 가득하시길 바랍니다. 유학도 몸 건강히 다녀오시길 바랍니다.

찬우오빠, 연구에 대한 열정으로 마치 연구실이 집인 양 연구에 매진하는 모습, 하나라도 허투루 하지 않으려 노력하는 오빠의 모습을 보며 학위가 갖는 진정한 의미를 생각해볼 수 있었습니다. 지금처럼 적극적이고 야무지게 연구하고 영어 성적도 대박 나서 오빠 하고 싶은 일, 꿈 모두 이루시기를 바랍니다.

동욱오빠, 무인기 과제 같이 하면서 가장 많이 대화하고 토론하고, 일년에 6개월은 매주 무안으로 출장 다니면서 캐리어 가지고 다니랴 무인기 날리랴 고생 많았어. 오빠 덕분에 졸업도 가능했고, 연구실 생활도 재밌게 다닐 수 있었던 것 같아 고마워. $\pi\pi$ 똑똑한 머리로 영어 공부 파이팅해서 전문 연구 요원도 철썩 붙고 논문도 많이 쓰고 박사 졸업까지 응원할게!

정환오빠, 모든 일에 최선을 다하고 성실하게 임하는 모습을 보며 많이 배울 수 있었습니다. 항상 따뜻하게 사람들을 대하는 모습과 밝고 여유로운 분위기를 가지고 있는 오빠에게 좋은 일만 가득하길 바라며, 하는 연구 모두 성공하시고, 남은 1년 파이팅하시길 바랍니다.

길송오빠, 멀리 한국에 와서 한국어 배우랴, 강의 들으랴, 연구하랴 힘들었을 텐데도 곳곳이 잘 해가고 있는 모습 항상 응원하며 식물공장 및 영상처리 전문가가 된 오빠의 무사 졸업을 기원합니다. 항상 행복하시고 취업도 성공하시길 바랍니다.

창호오빠, 들어오신 지 한 학기밖에 안 지났지만 너무나도 적극적으로, 활발하게 연구를 하고 계신 오빠의 모습 정말 보기 좋습니다. 지금처럼 항상 에너지 넘치고 하나라도 더 배우려고 노력하는 자세로 멋진 성과 내시길 바라며 우리나라 영농 후계자로서 농업의 발전에 힘써주길 바랍니다. 항상 응원하겠습니다.

봉진오빠, 항상 철저하게 자기 관리를 하는 오빠의 모습을 보며 저 스스로 부끄러웠던 적이 많았던 것 같습니다. 지금처럼 철저한 자기 관리와 성실한 모습으로 앞으로 하시는 모든 일에 건승하시길 바랍니다. 건강하게 회사 생활 파이팅하시고 늘 행복하시길 바랍니다.

희섭오빠, 저의 연구실 생활은 오빠 졸업 전과 졸업 후로 나눌 수 있을 정도로, 오빠에게 많이 의지했던 만큼 빈자리가 컸던 것 같습니다. 병역대체복무 무사히 마치시길 바라며, 명석한 머리와 적극적인 자세로 원하는 일 모두 이루시

기를 바랍니다.

그리고 미국에서 공부하고 계신 웅철오빠의 득남을 축하드리고 활발한 연구 활동 및 성과를 기원하며, 올 해부터 석사 과정을 밟게 된 희조에게도 항상 행운이 있길 바랍니다.

그리고 바이오시스템공학 전공의 원우회 학우들에게도 감사의 글을 전합니다. 저와 같이 공부했던 노외기계설계연구실, 생체역학연구실, 바이오센서및인공지능응용연구실, 농산가공및생체물성연구실, 생물공정시스템연구실, 생물환경시스템공학연구실의 모든 석·박사 과정 분들, 연구원분들의 앞날이 항상 행복하시길 바랍니다. 그리고 대학원 생활동안 많은 도움을 주셨던 모미정 선생님과 조혜경 선생님께도 감사를 드립니다.

또한 IPET 무인기 과제를 수행하면서 많은 도움을 주셨던 (주)공간정보의 김석구 대표님, (주)노루기반시스템즈의 김길수 대표님, 경상대학교 유찬석 교수님, 국립원예특작과학원 권영석 연구관님께 감사의 말을 전합니다. 또한 논문 작성에 많은 조언을 해주신 플로리다대학교 이원석 교수님께도 감사의 말을 전하고 싶습니다.

늘 곁에서 응원해주고 힘이 되어주는 석주에게 항상 고맙다는 감사인사를 하고 싶습니다. 앞으로 모든 일에 축복이 있길 바라며 의지할 수 있는 가장 가까운 친구이자 연인으로 곁에서 항상 응원하겠습니다.

마지막으로 항상 곁에서 큰 힘이 되어주시는 부모님과 언니, 형부, 남동생 상준이에게도 감사의 말을 전하고 싶습니다. 앞으로도 지금처럼 모두 행복하게 지내길 바라며 건강하시길 바랍니다.

2018년 1월

바이오시스템 제어 및 정밀농업 연구실에서

정상진 올림